

Christian Weber

**Verfahren zur automatischen
Spektralanalyse für die
Optimierung drahtloser
Kommunikation und Sensorik**



Scientific
Publishing

Christian Weber

**Verfahren zur automatischen Spektralanalyse
für die Optimierung drahtloser Kommunikation
und Sensorik**

Karlsruher Forschungsberichte
aus dem Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Thomas Zwick

Band 96

Eine Übersicht aller bisher in dieser Schriftenreihe erschienenen Bände
finden Sie am Ende des Buches.

Verfahren zur automatischen Spektralanalyse für die Optimierung drahtloser Kommunikation und Sensorik

von
Christian Weber

Karlsruher Institut für Technologie
Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik

Verfahren zur automatischen Spektralanalyse
für die Optimierung drahtloser Kommunikation und Sensorik

Zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktor-Ingenieurs
von der KIT-Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) genehmigte Dissertation

von M.Eng. Christian Weber

Tag der mündlichen Prüfung: 20. März 2019
Hauptreferent: Prof. Dr.-Ing. Dr. E.h.mult. Werner Wiesbeck
Korreferent: Prof. Dr. rer.nat. Friedrich K. Jondral

Impressum



Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
KIT Scientific Publishing
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe

KIT Scientific Publishing is a registered trademark
of Karlsruhe Institute of Technology.
Reprint using the book cover is not allowed.

www.ksp.kit.edu



*This document – excluding the cover, pictures and graphs – is licensed
under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License
(CC BY-SA 4.0): <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.en>*



*The cover page is licensed under a Creative Commons
Attribution-No Derivatives 4.0 International License (CC BY-ND 4.0):
<https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/deed.en>*

Print on Demand 2020 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1868-4696
ISBN 978-3-7315-1014-7
DOI 10.5445/KSP/1000105683

Vorwort des Herausgebers

Der Mobilfunk ist heute ein wichtiger und für viele unverzichtbarer Bestandteil unserer Gesellschaft geworden. Zur reinen Sprachübertragung ist mittlerweile die Datenübertragung hinzugekommen, die immer neue Anwendungsmöglichkeiten der Mobilfunkgeräte ermöglicht. Smartphones und deren vielfältige Möglichkeiten werden von fast der gesamten Weltbevölkerung zunehmend genutzt und vor allem für Kinder und Jugendliche sind digitale Medien ein integraler Bestandteil ihres Lebens. Die Erhöhung der verfügbaren Datenraten bzw. der Kanalkapazität der Mobilfunksysteme ist demnach ein wichtiger Technologietreiber im Mobilfunk geworden. Dazu kommt die Vision des autonomen Fahrens und andere Anwendungen, die eine permanente und sichere Vernetzung der Teilnehmer unabdingbar macht. Die Vielzahl der genannten Anwendungen erfordern immer mehr Bandbreite aber auch neue Lösungen zur Verbesserung der Verfügbarkeit. Dass die Ressource Frequenz eindeutig beschränkt und sehr wertvoll ist, hat die letzte große Auktion im Juni 2019 zu 5G Frequenzen in Deutschland gezeigt, bei der vier Wettbewerber zusammen Spektrum für 6,5 Milliarden Euro ersteigert haben. Der Wunsch nach immer effizienterer Nutzung der knappen Ressource Frequenz ist also nicht verwunderlich! Genau an dieser Stelle setzt die Arbeit von Herrn Christian Weber an. In seiner Arbeit beschäftigt er sich mit Methoden zur automatischen Kanalsegmentierung und Modulationsartenerkennung.

Ich wünsche Herrn Weber, dass seine Ansätze in der Wissenschaft weltweit aufgegriffen und weiterentwickelt werden. Für seine persönliche Zukunft wünsche ich ihm, dass seine Fähigkeiten ihn auch weiterhin zu wissenschaftlichen und wirtschaftlichen Erfolgen führen werden.

Prof. Dr.-Ing. Thomas Zwick
– Institutsleiter –

Zusammenfassung

Drahtlose Kommunikationssysteme nehmen in der modernen Gesellschaft einen immer größeren Stellenwert ein. Nicht nur im privaten und kommerziellen Sektor, sondern auch im öffentlichen Bereich, wie z.B. bei Notrufdiensten oder bei der nationalen Verteidigung. Da die Ressource Frequenz weder vermehrbar noch transportierbar ist und der Bedarf an drahtloser Kommunikation stetig ansteigt, ist ein effizientes Frequenzmanagement essentiell für eine Gesellschaft. Insbesondere mit Hinblick auf 5G sowie Industrie 4.0 und der hiermit zunehmenden drahtlosen Sensorkommunikation. Das Hauptziel des Frequenzmanagements ist dabei den Wert, den die jeweilige Gesellschaft aus der Ressource Frequenz gewinnt, zu maximieren. Dabei ist ausdrücklich nicht der ökonomische Wert gemeint, der sich bei Auktionen von Frequenzbändern an die Teilnehmer der Privatwirtschaft widerspiegelt, sondern vielmehr die Gewährleistung möglichst allen Anfragen nach Funkkommunikation nachzukommen und eine interferenzfreie, drahtlose Übertragung zu ermöglichen [1]. Egal ob es sich um eine herkömmliche Mensch-Mensch-Sprach- oder Datenkommunikation oder um eine Machine-to-Machine (M2M)-Kommunikation handelt, wie z.B. in einem Sensornetzwerk im industriellen Umfeld. Dies gelingt über eine detaillierte Dokumentation der lokal verwendeten Kommunikationssystemen auf Seiten des Frequenzmanagements und den hierfür zuständigen Regulierungsbehörden in entsprechenden Frequenzlisten. Die Überprüfung dieser Spektrum-Management-Datenbanken auf ihre Konsistenz ist eine wichtige Aufgabe des Spektrum-Monitorings und Kern der hier vorliegenden Arbeit. Ein entsprechender Automatismus bei dem Vergleich von Mess- und Plandaten ist zwingend erforderlich, um die große Datenmenge in einer angemessenen Zeit zu bewältigen.

Das wesentliche Ziel dieser Arbeit ist es, aufbauend auf dem von *Vaccani* in [2] vorgestellten Konzept, eine automatische Auswertung von Frequenzüberwachungsmessungen bzgl. ihrer zugrunde liegenden Frequenzmanagementdaten zu erstellen. Eine klar und präzise formulier-

te Vorgehensweise für den Vergleich von Mess- und Plandaten ist die Grundlage für die angestrebte Automatisierung. Ziel der automatisierten Frequenzüberwachung ist es, den größten Teil der gemessenen Signale anhand ihrer charakteristischen Merkmale den entsprechenden Sendern in der Frequenzmanagementdatenbank zuzuordnen. Nur über eine umfassende Analyse des Ist-Zustandes kann die Nutzung des Frequenzspektrums zukünftig noch effizienter werden.

Mit der automatischen Kanalsegmentierung wird in dieser Arbeit eines der wichtigsten Themen in einem Spektrum-Monitoring-System vorgestellt und entscheidend weiterentwickelt. Neben der effizienten Erfassung des vorliegenden Frequenzspektrums mit einem dafür geeigneten *Spectrum Sensing*-Verfahren, ist die automatische Kanalsegmentierung eine Kernkomponente eines jeden Spektrum-Monitoring-Systems. Ziel der automatischen Kanalsegmentierung ist es, die Mittenfrequenz und die Signalbandbreite der vorliegenden Signale im erfassten Frequenzspektrum zu ermitteln. Anhand dieser Auswertung kann eine erhebliche Messdatenreduktion und eine gezielte Auswertung der jeweiligen Signalparameter erfolgen. In dieser Arbeit werden verschiedene aus der Literatur bekannte Verfahren analysiert und z.T. weiterentwickelt. Zudem werden neue Kanalsegmentierungsverfahren eingeführt und mit den bekannten Verfahren in definierten Testszenerarien evaluiert. Mit dem Double Threshold (DT)-Verfahren wird in dieser Arbeit ein Verfahren vorgestellt, das in den getesteten, zukunftsorientierten Monitoring-Szenarien ein exzellentes Ergebnis erzielt.

Die Modulationsartenerkennung des zu analysierenden Signals ist ebenfalls ein wichtiger Baustein eines umfassenden Spektrum-Monitoring-Systems. Die verwendete Modulationsart ist sowohl für die Identifikation des Signaltyps als auch für die optionale Dekodierung des Signals ein entscheidender Faktor. Die Bestimmung analoger Modulationsarten ist bereits aus der vorliegenden Literatur bekannt und wird in dieser Arbeit zusammengefasst. Darüber hinaus wird in dieser Arbeit ein neuartiger Klassifikationsalgorithmus zur automatischen Erkennung digitaler Modulationsarten basierend auf Cluster-Verfahren vorgestellt. Im Vergleich zu bekannten Feature-Based-Methoden schneidet dieser Algorithmus in der gegebenen Evaluierungsumgebung hinsichtlich der benötigten Aufwandedauer und der Detektionsgenauigkeit wesentlich besser ab.

Die Umsetzung des erarbeiteten Spektrum-Monitoring-Konzepts in dieser Arbeit zeigt letztlich, dass die entwickelten Algorithmen bereits jetzt praktisch umgesetzt werden können. Die exemplarisch durchgeführten Messreihen an drei Standorten zeigen zudem die vorliegende ineffektive Nutzung des Frequenzspektrums und die Inkonsistenz der aktuell vorliegenden Frequenzliste. Erstmals wird mit dieser Arbeit ein Spektrum-Monitoring-System und ein Spektrum-Management-System in einer Art und Weise verbunden, dass eine gemeinsame Auswertung über das Frequenzspektrum erfolgt. Mit dieser Arbeit ist folglich ein Grundstein für die Kollaboration von Spektrum-Management und Spektrum-Monitoring geschaffen worden, wie es bereits in [3] von der ITU gefordert wird. Das in dieser Arbeit aufgestellte Monitoring-System hat mit der eingeführten Signalidentifikation anhand der erfolgreich durchgeführten Messreihe gezeigt, dass ein automatischer Abgleich von Plandaten und Messdaten möglich ist und somit eine konsistentere Spektrum-Management-Datenbank für eine effizientere zukünftige Spektrumsplanung erstellt werden kann.

Vorwort

Die vorliegende Dissertation entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Angewandte Forschung (IAF) der Hochschule Offenburg und als Mitarbeiter der LS telcom AG.

Mein erster Dank geht an Herrn Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Dr.-Ing. E.h. Werner Wiesbeck, den langjährigen Leiter am Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik (IHE) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT), für seine hervorragende Unterstützung meiner Forschungstätigkeit. Neben seiner wertvollen fachlichen Unterstützung gab er mir viel von seiner Erfahrung mit auf den Weg. Ich danke Ihm herzlich für sein Vertrauen in meine Fähigkeiten in Forschung und Entwicklung, sowie für seine Bereitschaft, das Hauptreferat zu übernehmen.

Bei Herrn Prof. Dr. rer.nat Friedrich K. Jondral, langjähriger Leiter am Institut für Nachrichtentechnik (CEL) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) möchte ich mich für sein Interesse an meiner Arbeit, seine wertvollen fachlichen Hinweise während meiner Arbeit und für die Übernahme des Korreferats bedanken.

Ganz besonders möchte ich mich an dieser Stelle bei Prof. Dr.-Ing. Tobias Felhauer von der Hochschule Offenburg für seine Unterstützung und seine fachlichen Ergänzungen während meiner Arbeit bedanken. Ebenso bedanke ich mich bei Prof. Dr.-Ing. Lothar Schüssele und Prof. Dr.-Ing. Andreas Christ für die kritische Auseinandersetzung mit meiner Arbeit.

Einen besonderen Dank gilt Herrn Dr.-Ing. Georg Schöne für seine Unterstützung und für die Möglichkeit meine Promotion in seinem Unternehmen abzuschließen. Ebenfalls bedanke ich mich bei Dr.-Ing. Daniel Kähny für seine Bereitschaft mich in meiner Arbeit zu unterstützen.

Ein herzliches Dankeschön geht an alle Mitarbeiter der HS Offenburg, die mich während meiner Zeit am IAF unterstützt haben. Besonders möchte ich mich hier bei Dipl.-Ing.(FH) Reinhard Echle M.Eng. für

seine kritischen Anmerkungen bei der Software-Architektur zur in dieser Arbeit entstandenen Monitoring-Software bedanken. Des Weiteren bedanke ich mich bei Martin Peter M.Eng. für seine Hilfe bei der Implementierung der Spektralanalysator-Schnittstelle und Anbindung der Spektrum-Management-Datenbank. Ferner bedanke ich mich bei den Studenten Urs Bauer M.Sc., Matthias Kiefer M.Sc., Nour Daoud B.Sc. und Daniel Pihoc B.Eng. für ihre Projekt- bzw. Abschlussarbeiten zum Thema Funksignalanalyse.

Weiterer Dank gilt der Firma LS telcom AG für die gute Zusammenarbeit sowie die Bereitstellung der öffentlich verfügbaren Frequenzlisten, topografischen Karten und Softwaremodulen zur Berechnung von Wellenausbreitungsmodellen. Insbesondere möchte ich mich hier bei den Herren Dr.-Ing. Dietmar Löffler, Timo Weishäupl, Christophe Kutz, Frank Grossmann und Etienne Wurtz bedanken, die diese Daten für mich bereit gestellt haben und somit einen wesentlichen Beitrag geleistet haben. Für die mechanische Unterstützung beim Aufbau der Monitoring-Einheiten möchte ich mich bei Bruno Burkart bedanken.

Für die Unterstützung bei meiner Messreihe gilt mein Dank Prof. Dr.-Ing. Karl-Friedrich Klein von der THM Friedberg und bei Prof. Dr. Wolfgang Skupin sowie Dipl.-Ing.(FH) Ingo Kletti von der HTWG Konstanz.

Für die kritische Durchsicht meines Manuskripts bin ich meinem Kollegen und Freund Dr.-Ing. Steffen Haffa besonders verbunden.

Zuletzt bedanke ich mich bei meiner Familie und insbesondere meiner Frau Lisa für die Unterstützung während meiner Studien- und Promotionszeit.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	i
Vorwort	v
Abkürzungen und Symbole	xiii
1 Einleitung	1
1.1 Motivation und Umfeld	1
1.2 Stand der Technik und offene Fragestellungen	5
1.3 Ziele der Arbeit	16
1.4 Aufbau der Arbeit	19
2 Spektrum-Management-Systeme: Status Quo und zukünftige Herausforderungen	21
2.1 Spektrum-Management	21
2.1.1 Aufgaben des Spektrum-Managements	21
2.1.2 Bewertungskriterien zur effizienten Spektrumsnutzung	27
2.1.3 <i>A priori</i> Informationen zum Spektrum-Management im UHF-Band IV und V	30
2.1.3.1 Funkstandards in den UHF-Bändern IV und V	30
2.1.3.2 Frequenzplan in den UHF-Bändern IV und V	36
2.1.3.3 Frequenzliste in den UHF-Bändern IV und V	38
2.2 Spektrum-Monitoring-Systeme	40

2.2.1	Aufgaben eines modernen Spektrum-Monitoring-Systems	40
2.2.2	Aufbau eines automatischen Spektrum-Monitoring-Systems	44
2.3	Multiple Parameterschätzung zur Identifikation von Funk- emissionen	51
3	Kanalsegmentierung	57
3.1	Spectrum-Sensing-Verfahren	57
3.1.1	Verfahren zur Signaldetektion und Kanalseg- mentierung in Spektrum-Monitoring-Systemen	57
3.1.2	Sensing-Dauer und Sensing-Rate	64
3.1.3	Nicht-parametrische Spektralschätzung und Vorverarbeitung der Messdaten	67
3.2	Automatische Kanalsegmentierung	74
3.2.1	Aufbau einer Kanalsegmentierung in einem Radio-Monitoring-System	74
3.2.2	Kanalsegmentierungsverfahren	82
3.2.2.1	Self Splitting Competitive Learning Algorithmus	82
3.2.2.2	Robust Self Splitting Competitive Learning Algorithmus	84
3.2.2.3	K-means	85
3.2.2.4	CSeg-Verfahren	89
3.2.2.5	Neuartiges Kanalsegmentierungs- verfahren basierend auf gestuften Schwellenwerten	90
3.3	Evaluation und Bewertung der Kanalsegmentierungs- verfahren	95
3.3.1	Definition der Testszenarien und der Bewertungskriterien	95
3.3.2	Auswerteergebnisse in den Testszenarien	99
3.3.2.1	Auswertung SSCL-Verfahren	99
3.3.2.2	Auswertung RSSCL-Verfahren	105
3.3.2.3	Auswertung K-means-Verfahren	107

3.3.2.4	Auswertung CSeg-Verfahren	110
3.3.2.5	Auswertung DT-Verfahren	113
3.3.3	Zusammenfassung der Simulationsergebnisse und Auswertung einer beispielhaften Messreihe	115
4	Automatische Modulationsartenerkennung	119
4.1	Problemstellung und Literaturübersicht zur Modulations- artenerkennung	119
4.2	Neuartiger Klassifikationsalgorithmus zur Modulations- artenerkennung	131
4.3	Realisierung eines neuartigen Modulationsartenklassifika- tors	138
4.3.1	Vorverarbeitung von Messdaten	138
4.3.1.1	Vorverarbeitungssystem zur Rekonstruktion von digitalen Signalen	138
4.3.1.2	Modulationsartenunabhängige Zeit- synchronisation	140
4.3.1.3	Modulationsartenunabhängige Frequenz- synchronisation	143
4.3.2	Messsystem zur automatischen Modulationsartenerkennung	146
4.3.2.1	Aufbau des Messsystems und verwendete Systemparameter	146
4.3.2.2	Vorstellung und Diskussion der erzielten Messergebnisse	147
5	Automatisches Spektrum-Monitoring mit integrierter Be- wertung der spektralen Nutzungseffizienz	151
5.1	Messsystem für ein automatisches Spektrum-Monitoring	151
5.1.1	Messstandorte zur exemplarischen Untersuchung der spektralen Frequenzbelegung	151
5.1.2	Systematischer Aufbau einer Spektrum-Monitoring-Einheit	154
5.1.3	Software-Architektur für ein automatisches Spektrum-Monitoring	157

5.1.4	Automatisiertes Peilverfahren für ein Software basiertes Spektrum-Monitoring	160
5.1.5	Automatische Signalidentifikation anhand von Spektrumsmasken	163
5.2	Messkampagne zur Evaluation der effizienten Frequenz- belegung	165
5.2.1	Kriterien zur Vollständigkeit einer Spektrum-Monitoring-Messkampagne	165
5.2.2	Verteilte Messreihe zur Evaluation der aktuellen Frequenzbelegung	167
5.2.2.1	Messreihe Südwestdeutschland	167
5.2.2.2	Rhein-Main-Gebiet	174
5.2.2.3	Messreihe Süddeutschland	178
5.3	Zusammenfassende Bewertung der Messergebnisse	183
6	Zusammenfassung	187
A	Aufbau einer Senderdatenbank nach BR IFIC	191
A.1	Datenfelder in einer Senderdatenbank am Senderbeispiel Baden-Baden	191
B	Berechnungen zu Spektrum-Monitoring-Gebieten	195
B.1	Berechnung von Observationsgebieten einer einzelnen Monitoring-Station nach ITU-R P.529-3	195
C	Ergebnisse Kanalsegmentierung	197
C.1	Transformation der logarithmierten Rayleigh-Verteilung	197
C.2	Ergänzende Berechnung Chi-Quadrat-Test	198
C.3	Ergänzende Ergebnisse des SSCL-Algorithmus	203
C.4	Ergebnisse des modifizierten SSCL-Algorithmus	204
D	Ergebnisse Modulationsartenklassifikation	209
D.1	Berechnung von Kumulanten höherer Ordnung	209
D.2	Ergänzende Ergebnisse zur Zeitsynchronisation	210
D.3	Ergänzende Ergebnisse zur Frequenzsynchronisation	211

E Monitoring Equipment	213
E.1 Horizontaler Rundstrahler	213
Literaturverzeichnis	215

Abkürzungen und Symbole

Abkürzungen

4G	Fourth-Generation Wireless
5G	Fifth-Generation Wireless
AASMS	Advanced Automated Spectrum Management System
ADC	Analog-to-Digital-Conversion
AIC	Analog-to-Information-Converter
ALRT	Average Likelihood Ratio Test
AMC	Automatic Modulation Classification
ANACOM	Autoridade Nacional de Comunicações
APT	Asia-Pacific Telecommunity
APV	Asymptotic Property Vector
ASK	Amplitude Shift Keying
BNetzA	Bundesnetzagentur
BPSK	Binary Phase Shift Keying
BR IFIC	Bureau Radiocommunication International Frequency Information Circular
CBD	Code Block Distance
CDE	Cumulative Deviation Error
CDMA	Code Division Multiple Access
CEPT	Confederation of European Post and Telecommunication Agencies

COGEU	COGnitive radio systems for efficient sharing of TV white spaces in EUropean context
C-PMSE	Cognitive Programme Making and Special Events
CPV	Center Property Vector
CR	Cognitive Radio
DAB	Digital Audio Broadcasting
DDC	Digital Down Converter
DoE	Designation of Emission
DPV	Distance Property Vector
DSB	Double-Sideband Modulation
DT	Double Threshold
DVB	Digital Video Broadcast
EACL	Edge Adaptive Competitive Learning
ECC	Electronic Communications Committee
EIRP	Equivalent Isotropic Radiated Power
ERP	Equivalent Radiated Power
EVM	Error Vector Magnitude
FBO	Frequency Band Occupancy
FCC	Federal Communication Commission
FCO	Frequency Channel Occupancy
FFT	Fast Fourier Transformation
FHV	Fuzzy Hyper Volume
FM	Frequenzmodulation
FSK	Frequency Shift Keying
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
GMN	Grid Monitoring Network

GSM	Global System for Mobile Communications
GUI	Graphical User Interface
HCPM	Highest Constellation Pattern Matching
HEVC	High Efficiency Video Coding
HLRT	Hybrid Likelihood Ratio Test
ICAO	International Civil Aviation Organization
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
ETSI	European Telecommunications Standards Institute
IFL	International Frequency List
IHE	Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik
IIR	Infinite Impulse Response
IoT	Internet of Things
IRT	Institut für Rundfunktechnik
ISM-Band	Industrial, Scientific and Medical Band
ITU	International Telecommunication Union
ITU-R	ITU - Radiocommunication Sector
LMA	Levenberg-Marquardt-Algorithmus
LOS	Line Of Sight
LPAS	Low Power Auxiliary Station
LSB	Lower-Sideband Modulation
LTE	Long Term Evolution
LTE-A	LTE Advanced
M2M	Machine-to-Machine
MAP	Maximum-a-posteriori-Methode
MIFR	Master International Frequency Register

MIMO	Multiple Input Multiple Output
ML	Maximum Likelihood
MMC	Massive Machine Communication
MPEG-2	Moving Pictures Experts Group Standard 2
MPTOC	Multiple Prototypes Take One Cluster
MTC	Machine Type Communication
MWC	Modulated Wideband Converter
NAC	Normalized Area Correlation
NDA	Non Data Aided
NLOS	Non Line Of Sight
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
OLS	Ordinary Least Squares
OPTAC	One Prototype Takes All Cluster
OPTMC	One Prototype Takes Multiple Cluster
OPTOC	One Prototype Takes One Cluster
PAM	Pulse Amplitude Modulation
PAPR	Peak to Average Power Ratio
PAR	Peak to Average Ratio
PC	Personal Computer
PD_oA	Power Difference of Arrival
PMSE	Programme Making and Special Events
P_oA	Power of Arrival
PSK	Phase Shift Keying
PWMS	Professional Wireless Microphone System
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
ROSHT	Recursive One-Side Hypothesis Testing

RSSCL	Robust Self Splitting Competitive Learning
RX	Receiver
SC-FDMA	Single Carrier Frequency Division Multiple Access
SDR	Software Defined Radio
SHF	Super High Frequency
SISO	Single Input Single Output
SMDSM	Spectrum Map based Dynamic Spectrum Management
SNG	Satellite News Gathering
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SQL	Structured Query Language
SRO	Spectrum Resource Occupancy
SSB	Single-Sideband Modulation
SSCL	Self Splitting Competitive Learning
STR	Square Timing Recovery
TD_oA	Time Difference of Arrival
TETRA	Terrestrial Trunked Radio
TFC	Time Frequency Cell
TTSAS	Two Threshold Sequential Algorithmic Scheme
TX	Transmitter
UHF	Ultra High Frequency
UKW	Ultrakurzwelle
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
V2X	Vehicle-to-Everything
VHF	Very High Frequency
VSF	Vestigial-Sideband Modulation

WiMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WGN	White Gaussian Noise
WGS	World Geodetic System
WRAN	Wireless Regional Area Network
WRC	World Radio Conference
WSD	White Space Device

Lateinische Symbole und Variablen

Kleinbuchstaben

a	Mittlere Anzahl der Transmissionen pro Zeiteinheit
b	Binäres Detektionsergebnis
d_{TXRX}	Abstand zwischen Sender und Empfänger
f	Frequenz
f_c	Mittenfrequenz
f_N	Nyquist-Frequenz
f_s	Abtastrate
g	Gewichtungsvektor für die Kostenfunktion zur Signalidentifikation
h_{RX}	Höhe Empfangsantenne
h_{TX}	Höhe Sendeantenne
k_B	Boltzmann-Konstante
m	Anzahl der Detektionen
\hat{m}_{dep}	Anzahl ermittelter Detektionen für abhängige Stichproben
\hat{m}_{ind}	Anzahl ermittelter Detektionen für unabhängige Stichproben

p_L	Unterer Grenze Vertrauensbereich
p_R	Relativer Vertrauensbereich
p_U	Oberer Grenze Vertrauensbereich
$p(m, M)$	Wahrscheinlichkeit von m Detektionen in M Messungen
$p(N_T, T_M)$	Wahrscheinlichkeit für N_T Transmissionen in der Messzeit T_M
q	Parameter zur Modulationsartenklassifikation
v_A	Fehlervektor zur Peilung
w	Fehlervektor zur Signalidentifikation
w_n	Fensterfunktion
w_{42}^A	Kurtosis der normierten und zentrierten Momentanamplitude
w_{42}^f	Kurtosis der normierten und zentrierten Momentanfrequenz
$x[k]$	Abtastwerte
y_A	Messvektor des Peilers
$y[l]$	Überabgetastetes Empfangssignal
$\hat{y}_A(\beta)$	Messwert des Peilers für den Winkel β
z_α	Prozentpunkt der Standardabweichung

Großbuchstaben

A	Normierungskonstante Welch-Methode
A_F	Antennenfaktor
A_k	Asymptotic Property Vector des k -ten Prototyps
A_R	Antennendiagrammmatrix
A_{sym}	Spektrale Symmetrie um die Trägerfrequenz
A_W	Antennenwirkfläche
BW	Signalbandbreite

C	Kumulante
C_{arg}	Kostenfunktion der Winkelhistogrammanalyse
C_{k}	Symbolposition im Konstellationsdiagramm
$C_{\text{n}}(f)$	Normierter Korrelationskoeffizient
$E\{\}$	Erwartungswert
E_{F}	Elektrische Feldstärke
$E_{\text{r,s}}(x[k])$	Moment der Ordnung r mit s konjugierten Termen von $x[k]$
$E_{\text{r,s}}(x[k] \Delta f)$	Moment der Ordnung r mit s konjugierten Termen von $x[k]$ in Abhängigkeit von der Verschiebungsfrequenz Δf
G_{RX}	Gewinn Empfangsantenne
G_{TX}	Gewinn Sendeantenne
\mathcal{H}	Hypothesenmodell
H_{F}	Magnetische Feldstärke
H_{X}	Histogramm des Leistungsdichtespektrums
\mathcal{I}	Anzahl an Modulationsarten in \mathcal{M}
J_{K}	Kostenfunktion des K-Means-Algorithmus
K	Anzahl der gesamten Abtastwerte
K_{B}	Anzahl der Abtastwerte in einem Datenblock
K_{P}	Anzahl der Prototypen
\mathcal{L}	Likelihood-Funktion
$\mathcal{L}_{\text{ALRT}}$	Likelihood-Funktion ALRT
L	Unterer Vertrauensfaktor (Lower Confidence Level)
L_{FS}	Freiraumdämpfung
L_{OH}	Pfaddämpfung nach Okumura-Hata
L_{OHU}	Pfaddämpfung nach Okumura-Hata für urbane Gebiete
L_{T}	Schwellenwert

M	Modulationsart
\mathcal{M}	Pool an Modulationsarten
\hat{M}	Geschätzte Modulationsart
M_{dep}	Anzahl der abhängigen Messungen
M_{ind}	Anzahl der unabhängigen Messungen
M_U	Informationsmenge auf einem Übertragungskanal
$M_{U, \text{max}}$	Maximale Informationsmenge auf einem Übertragungskanal
N_B	Anzahl der Datenblöcke
N_{CB}	Anzahl der Kanäle in einem Frequenzband
N_F	Rauschzahl Empfänger
N_{FB}	Anzahl der gemessenen Frequenzen in einem Frequenzband
N_{FFT}	FFT-Länge
N_{OC}	Anzahl der belegten Kanäle (<i>engl. Occupied Channels</i>)
N_{OFC}	Anzahl der belegten Frequenzkanäle (<i>engl. Occupied Frequency Channels</i>)
N_T	Anzahl der Transmissionen
P	Statistische Sicherheit
P_d	Detektionsrate
$P_d(f_c)$	Detektionsrate der Mittenfrequenz
P_{fa}	Falschalarmrate
P_k	k -ter Prototyp des Clusterverfahrens
P_N	Thermisches Rauschen (Johnson-Nyquist-Noise)
P_{RX}	Empfangsleistung
P_{TX}	Sendeleistung
Q	Gesamtheit aller Parameter zur Modulationsartenklassifikation
RBW	Auflösungsbandbreite (Resolution Bandwidth)

R_{CSM}	Korrelationsergebnis zur Spektrumsmasken-identifikation
R_k	Distance Property Vector des k -ten Prototyps
R_{SB}	Sensing-Rate Subband
R_{U}	Pulsrate
S/N	Signal-to-Noise Ratio
S_{U}	Versorgungsraum für eine Nutzfrequenz
T_{M}	Messzeit
T/N	Threshold-to-Noise Ratio
T_{SB}	Sensing-Dauer Subband
T_{U}	Pulsdauer
U	Oberer Vertrauensfaktor (Upper Confidence Level)
U_{F}	Spektrumsnutzung bzw. -belegung
U_{FBO}	Frequency Band Occupancy
U_{FCO}	Frequency Channel Occupancy
U_{fs}	Faktor der Überabtastung
U_{SRO}	Spectrum Resource Occupancy
V	Kostenfunktion zur Signalidentifikation
W	Parametervektor zur Signalidentifikation
$X_{\text{as}}[k]$	Diskrete Fouriertransformierte des Betragsquadrats der Abtastwerte $x[k]$
X_{max}	Maximaler Wert des Leistungsdichtespektrums des normierten und zentrierten Empfangssignals
X_{SM}	Spektralmaske im Leistungsdichtespektrum
$X_{\text{STFT}}[f]$	Leistungsdichtespektrum (STFT)
Z_0	Feldwellenwiderstand

Griechische Symbole und Variablen

α	Roll-Off-Faktor
β	Messwinkel des Peilers
β_B	Peilergebnis bzw. Peilwinkel
Δf	Frequenzverschiebung bzw. Frequenz-Offset
ΔH	Histogrammklassengröße
η	Zusätzliches Gültigkeitskriterium des RSSCL-Verfahrens
η_U	Nutzungseffizienz des Frequenzspektrums
ϵ	Gültigkeitskriterium des SSCL-Verfahrens
$\hat{\epsilon}_m$	Geschätzte Zeitsynchronisation
λ	Wellenlänge
σ	Standardabweichung
σ_a	Standardabweichung der normierten und zentrierten Momentanamplitude
σ_{aa}	Standardabweichung des Absolutwertes der normierten und zentrierten Momentanamplitude
σ_{af}	Standardabweichung des Absolutwertes der normierten und zentrierten Momentanfrequenz
σ_A^2	Varianz der momentanen Signalamplitude
σ_{AP}^2	Varianz der momentanen Signalphase mit Betragsbildung der linearen Komponente der linearen Komponente
σ_{DP}^2	Varianz der momentanen Signalphase ohne Betragsbildung
φ	Phasenverschiebung
ζ	Bedingte Wahrscheinlichkeit

1 Einleitung

1.1 Motivation und Umfeld

Kommunikation hat eine zentrale Bedeutung in jeder Gesellschaft. Der Begriff Kommunikation bezieht sich in diesem Zusammenhang jedoch nicht nur auf den Austausch von Informationen zur sozialen Interaktion, sondern beinhaltet auch die Übertragung dieser Informationen über eine gewisse Distanz. Gerade die mobile, meist drahtlose Kommunikation ist in der modernen Gesellschaft mittlerweile eine Selbstverständlichkeit und nimmt einen immer größeren Stellenwert ein. Bekräftigt wird diese These durch eine Studie der International Telecommunication Union (ITU), nach der die Anzahl der Mobilfunkanschlüsse über die letzten Jahre kontinuierlich stieg und im Jahr 2017 weltweit bereits bei rund 7,7 Milliarden Nutzern lag [4]. Drahtlose Kommunikation wird jedoch nicht nur für private und kommerzielle Dienste genutzt, sondern auch im öffentlichen Sektor, wie z.B. im Bereich der Notrufdienste oder der nationalen Verteidigung. Da die Ressource Frequenz weder vermehrbar noch transportierbar ist und der Bedarf an drahtloser Kommunikation stetig ansteigt, ist ein effizientes Frequenzmanagement essentiell für eine Gesellschaft. Insbesondere mit Hinblick auf die vierte industrielle Reform oder Internet of Things (IoT) und der hiermit zunehmenden drahtlosen Sensorkommunikation. Das Hauptziel des Frequenzmanagements ist dabei den Wert, den die jeweilige Gesellschaft aus der Ressource Frequenz gewinnt, zu maximieren. Dabei ist ausdrücklich nicht der ökonomische Wert gemeint, der sich bei Auktionen von Frequenzbändern an Teilnehmer der Privatwirtschaft widerspiegelt, sondern vielmehr die Gewährleistung möglichst allen Anfragen nach Funkkommunikation nachzukommen und eine interferenzfreie, drahtlose Übertragung zu ermöglichen [1]. Egal ob es sich um eine Mensch-Mensch-Sprach- oder Datenkommunikation oder um eine Machine-to-Machine (M2M)-Kommunikation handelt, wie z.B. in einem Sensornetzwerk im indus-

triellen Umfeld. Beide Arten können der Gesellschaft einen Mehrwert ermöglichen.

Der aktuelle Vorgang zur Frequenzvergabe beinhaltet eine nationale und eine internationale Koordinierungsebene. Die internationale Koordination ist gerade in Bezug auf geografische Grenzgebiete oder auf internationale Nutzer wie z.B. im Bereich der Luftfahrt wichtig, um mögliche Interferenzen zu vermeiden. Im Allgemeinen setzen die internationalen Behörden, wie z.B. die ITU oder die Confederation of European Post and Telecommunication Agencies (CEPT), die Leitlinien für die Frequenzvergabe auf oberster Ebene fest. An diesen Regeln orientieren sich die nationalen Regulierer. Die Frequenzvergabe bleibt jedoch letztlich in den Händen der nationalen Regulierer. Im Mittelpunkt des Frequenzmanagementprozesses steht hierbei sowohl eine Senderdatenbank mit den lizenzierten Senderstationen bzw. Sendegebietern als auch ein Frequenzplan, der die Allokation der Funkdienste beinhaltet.

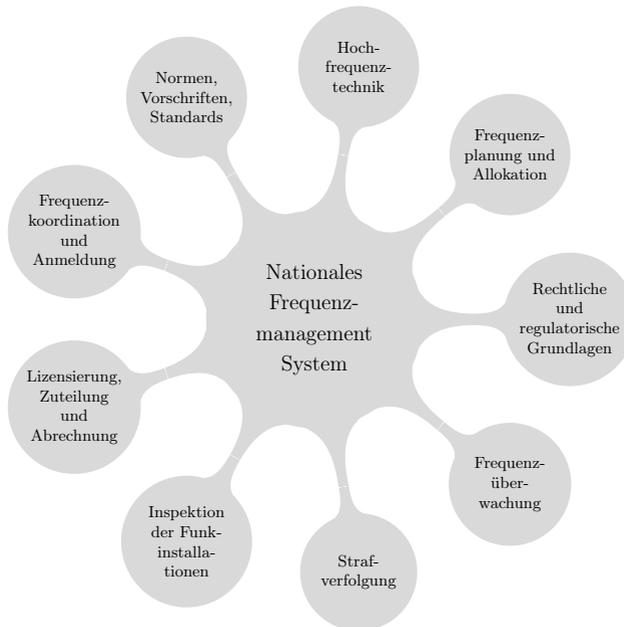


Abb. 1.1: Aufgaben des nationalen Frequenzmanagements [3]

Neben zahlreichen weiteren Aufgaben, die in Abb. 1.1 zusammengefasst sind, gehört auch die Frequenzüberwachung zu den Herausforderungen des vielseitigen Frequenzmanagementprozesses. Dabei soll die Frequenzüberwachung nicht nur Störsender aufspüren, sondern auch die autorisierten Nutzer auf die Einhaltung ihrer Zuteilungsparameter überprüfen. Die Frequenzüberwachung hilft somit die Konsistenz der Senderdatenbank zu erhöhen und kann wichtige Informationen für die zukünftigen Frequenzanforderungen in einem bestimmten geografischen Gebiet liefern [5]. In [6] sind die Aufgaben des Frequenzüberwachungsdienstes einer nationalen Regulierungsbehörde allgemein zusammengefasst und in [7] in den aktuellen Kontext gesetzt. Als erster Punkt der wichtigsten Aufgaben ist hier die Überprüfung von Funkemissionen bzgl. ihrer Zuteilungsparameter genannt.

Alternativ zur statischen Frequenzvergabe ist mit dem Forschungsthema Cognitive Radio (CR) eine Technologie entstanden, die sogenannte *White Spaces* im Funkkanal aufspürt und zur Funkübertragung nutzt. *White Spaces* sind Frequenzen die lokal nicht genutzt werden. Da der Funkkanal mehrdimensional ist, können diese Freiräume in unterschiedlichen Dimensionen liegen. Beispielsweise in der Frequenz- und Zeit-Ebene, oder im geografischen Raum, oder in Bezug auf den Sendewinkel, oder auch in der Code-Ebene, sofern orthogonale Codes vorliegen [8]. Nach der Federal Communication Commission (FCC) handelt es sich bei CR um ein System, das seine elektromagnetische Umgebung abtastet und sowohl dynamisch als auch autonom die Übertragungsparameter an die vorliegenden Gegebenheiten des Funkkanals anpasst. Wichtig ist, dass CR-Geräte als sekundäre Frequenznutzer keine lizenzierten bzw. primären Nutzer des Funkkanals stören.

Der Ausgangspunkt des CR-Forschungsansatzes sind Studien, die anhand von Messreihen in bestimmten, begrenzten Gebieten ungenutzte Frequenzen aufzeigen [9–12], obwohl das Spektrum für den jeweiligen Messstandort nach der zugrunde liegenden Senderdatenbank und des jeweiligen Frequenzplans nahezu vollständig zur Nutzung zugeteilt ist. Das CR-Konzept macht sich zur Aufgabe diese unausgenutzten Ressourcen, z.B. für ein Sensornetzwerk, in opportunistischer Weise zu verwenden, um das klassische Problem der Frequenzknappheit zu lösen. Unabhängig von der Einschätzung, ob sich das CR-Konzept durchsetzt oder nicht, muss man sich im Zusammenhang mit den Frequenznut-

zungsstudien die kritische Frage stellen, wie konsistent die zugrunde liegenden Senderdatenbanken sind. Diese Fragestellung zu beantworten ist Aufgabe eines in den Frequenzmanagementprozess integrierten Frequenzüberwachungssystems [3].

Da es sich bei der Frequenzüberwachung vorwiegend um Standardmessungen verschiedener Signalparameter wie z.B. der Trägerfrequenz, der Bandbreite oder der Modulationsart handelt, liegt es auf der Hand diesen Prozess automatisch durchzuführen [5]. Ein automatisiertes Frequenzüberwachungssystem zeigt somit eindeutig Parallelen zu einem CR-System, da dieses ebenfalls die Empfangssignale automatisch klassifizieren muss. Beide Systeme stellen sich somit ähnlichen wissenschaftlichen und technischen Herausforderungen, die sich lediglich im Detail unterscheiden und je nach Anwendung teilweise unterschiedliche Lösungsansätze erzwingen.

Der dritte Ansatz neben der statischen und der flexiblen Frequenzallokation ist das *Spectrum Pooling*. Hierbei stellen Frequenzinhaber ihre nur sporadisch genutzten Frequenzen in einem *Spectrum Pool* anderen Nutzern zur Verfügung. Diese können die temporär freien Frequenzen bzw. die *White Spaces* z.B. über einen sogenannten *Spectrum Broker* für eine bestimmte Zeit und ein bestimmtes Gebiet mieten. Die Vergabe von Frequenzen basiert hierbei allein auf einer Frequenzbelegungsdatenbank [13]. Es ist ein Kompromiss, der lizenzierte Sender vor *Secondary Users* schützt und gleichzeitig den CR-Ansatz zur dynamischen Frequenznutzung unterstützt [14]. Bereits 2013 hat die (FCC) mit der *TV White Space Database* ein entsprechendes Projekt zum *Spectrum Pooling* freigegeben. Wie bei vielen anderen Konzepten zum *Spectrum Pooling* beinhaltet die *TV White Space Database* ebenfalls eine optionale Schnittstelle zu einem Spektrum-Monitoring-System, um die Konsistenz der *Spectrum Pooling*-Datenbank zu verbessern [15]. Zudem kann das Spektrum-Monitoring-System in diesem Szenario nahezu in Echtzeit das Frequenzmanagement bzw. der *Spectrum Broker* oder die *Spectrum Pooling* Datenbank über neu detektierte und nutzbare „White Spaces“ aufklären [16]. In [17] wird dieses Konzept sehr anschaulich mit dem Begriff Spectrum Map based Dynamic Spectrum Management (SMDSM) beschrieben, indem insbesondere auf die räumliche Dimension des Funkkanals eingegangen wird. Der IEEE 1905-Standard fasst letztlich die Funktionalität und die Möglichkeiten einer dynamischen Frequenzver-

gabe bzw. eines dynamischen Zugriffs auf das Frequenzspektrum in [18] zusammen. Insbesondere temporäre Kommunikationsnetzwerke, wie sie z.B. bei Programme Making and Special Events (PMSE), technischen Hilfseinsätzen oder eventuell zu zivil-militärischen bzw. militärischen Operationen aufgebaut werden, präferieren das Konzept des *Spectrum Pooling* [19].

All diese Beispiele zeigen deutlich, dass die Kollaboration von Frequenzmanagement- und Frequenzüberwachungssystem bis zum heutigen Tag in letzter Konsequenz nicht gegeben ist. Selbstredend existiert eine große Breite an Literatur, die sich mit den verschiedenen Aspekten der Funksignalanalyse beschäftigt; die automatische Auswertung der Frequenzüberwachungsmessungen zur Verifikation der Frequenzmanagementdatenbanken ist jedoch neuartig und Thema dieser Arbeit. Insbesondere liegt der Fokus dieser Arbeit auf der Signaldetektion und der Kanalsegmentierung an einer Frequenzüberwachungsstation.

1.2 Stand der Technik und offene Fragestellungen

Mit der Möglichkeit Nachrichten auf dem Funkweg zu übertragen entstand gleichzeitig die Notwendigkeit diesen Funkbetrieb zu überwachen, um eine funktionsfähige Funkkommunikation zu gewährleisten. Historisch betrachtet war die nationale Frequenzüberwachung aufgrund der steigenden Nutzung des Kurzwellenbereichs für Luftschnittstellen mit internationaler Reichweite notwendig. Mittlerweile ist die Frequenzüberwachung in den Very High Frequency (VHF)-, Ultra High Frequency (UHF)-, und Super High Frequency (SHF)-Bändern wegen ihrer starken Nutzung für Funkkommunikationsnetze von besonderer Bedeutung. Eine Frequenzüberwachungsstation muss somit nach [20] bzw. [21] mindestens einen Frequenzbereich von 2 MHz bis 3 GHz abdecken. Beispiele für typische Studien zur Frequenzüberwachung sind z.B. in [11, 22, 23] gegeben. Ein Überblick über die Frequenzüberwachungsstudien der letzten Jahrzehnte ist in [24] zusammengefasst. In all diesen Studien wird über einen großen Frequenzbereich und über eine mehrstündige Messzeit das Frequenzspektrum aufgezeichnet. Anhand der aufgezeichneten Messdaten wird manuell ein sinnvoller Schwellenwert

für die Signaldetektion festgelegt und mittels dessen eine Frequenzkanalbelegung berechnet. Diese Messkampagnen geben somit Aufschluss über die prozentuale Belegung des Frequenzspektrums bzw. der einzelnen Frequenzbänder am Messstandort. Aus Sicht des Frequenzmanagements stellt sich folglich die Frage, wie viele dieser gemessenen Funkemissionen können einem Eintrag in der Frequenzmanagementdatenbank zugeordnet werden. Hierzu ist eine Analyse der Funkemissionen hinsichtlich ihrer Signalparameter notwendig. Die Analyse eines Funksignals kann dabei in einen mehrstufigen Gesamtprozess unterteilt werden. Hierzu zählt die Signaldetektion und Kanalsegmentierung, die Klassifikation der verwendeten Modulationsart und die Peilung der Funkemission [3]. Tabelle 1.1 gibt einen Überblick über die in der Funksignalanalyse gebräuchlichen, fachsprachlichen Begriffe und deren Bedeutung.

Begriff	Kurzbeschreibung
Signaldetektion	Detektion eines Signals in einem Signal-Rausch-Gemisch
Kanalsegmentierung	Schätzung von Mittenfrequenz und Signalbandbreite zur Festlegung des Informationskanals
Signalklassifikation	Ermittlung der verwendeten Modulationsart (auch Modulationsartenklassifikation)
Modulationsartenerkennung	Ermittlung der verwendeten Modulationsordnung bzw. -index
Signalidentifikation	Erkennung des Funkstandards anhand Signalparameter
Senderidentifikation	Ortung der Funkemission

Tab. 1.1: Fachsprachliche Begriffe in der Funksignalanalyse

Abhängig von den verfügbaren Daten aus dem Frequenzmanagementsystem können detektierte Funkemissionen den entsprechenden Funkseindern bzw. den entsprechenden Funkstandards oder Funkdiensten zugeordnet werden. Es gibt hierbei keine Definition welche Signalparameter zur eindeutigen Signalidentifikation ausreichen. Aufgrund des großen Frequenzbereichs von mehreren Gigahertz ist eine umfassende Signalanalyse jeglicher detektiierter Signale zu aufwendig. Allein die Signalklassifikation oder die Bitstromanalyse sind bekanntlich schon für sich genommen schwierig [14]. Zudem gibt es im Bereich der Signalklassifikation bereits zahlreiche wissenschaftliche Beiträge [25, 26]. Der Fokus dieser Arbeit liegt deshalb auf der Extraktion von Signalmerkmalen aus dem Leistungsdichtespektrum und dem Abgleich dieser mit einer Frequenzmanagementdatenbank. Abbildung 1.2 veranschaulicht das Grundkonzept des in der vorliegenden Arbeit betrachteten Spektrum-Monitoring-Systems.

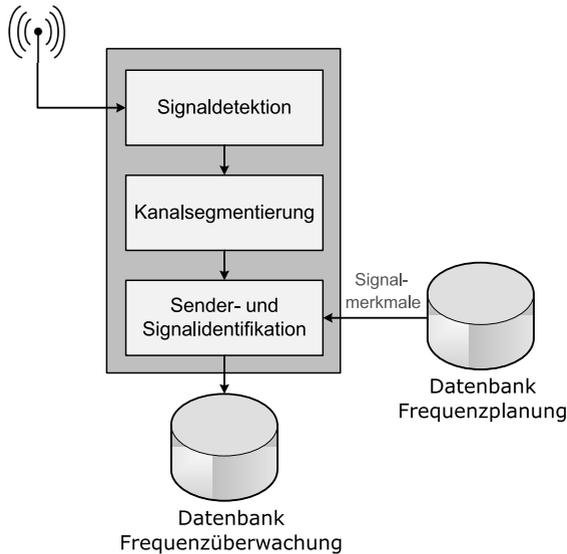


Abb. 1.2: Frequenzüberwachungssystem mit Signalanalyseeinheit zur Signal- und Senderidentifikation

Die automatische Signalanalyse, bestehend aus Signal- und Senderidentifikation, basiert somit auf der Wiedererkennung der Signalmerkmale aus der Frequenzmanagementdatenbank und nicht auf einer umfassenden Signalanalyse ohne Vorwissen. Beginnend mit der Signaldetektion kann festgehalten werden, dass deren Leistungsfähigkeit unabhängig von der verwendeten *Spectrum Sensing* Technik von der Signalidentifikation profitieren kann, da bei der Signalidentifikation *a priori* Informationen vorliegen müssen und dieses Wissen schließlich auch in die Signaldetektion einfließt. Die Auswertung der *a priori* bekannten Signalsignaturen und -charakteristiken dient somit nicht nur allein der Identifikation sondern verbessert auch die Detektionsgenauigkeit [27]. So liefert z.B. eine Signaldetektion unter bekanntem Kanalraster wesentlich bessere Ergebnisse als eine Signaldetektion, die von einer völlig flexiblen Frequenzallokation ausgeht [28]. Da bei der Frequenzüberwachung unter anderem die Einhaltung des vorgegebenen Kanalrasters überprüft wird, muss von einer flexiblen Frequenzallokation ausgegangen werden. Selbst bei einer flexiblen Frequenzallokation kann jedoch von einer limitierten Anzahl an Funkstandards und somit von einer jeweils bekannten Signalbandbreite ausgegangen werden. Es ist somit bereits durch die Kanalsegmentierung eine begrenzte Erkennung der Luftschnittstelle möglich. Sowohl *Öner* als auch *Gorcin* bedienen sich in [14] bzw. [29] dieses Arguments und erachten die Kanalsegmentierung als hinlänglich zur Signalidentifikation.

In [2] wird erstmals in einem wissenschaftlichen Kontext das Konzept der automatisierten Verknüpfung von nationalen Frequenzmanagement-Datenbanken und einem Frequenzüberwachungssystem bestehend aus einer oder mehreren Frequenzüberwachungsstationen veröffentlicht. Das Konzept sieht vor, dass lokale Frequenzüberwachungsstationen relevante *a priori* Daten für den gewählten Messstandort und den untersuchten Frequenzbereich aus der nationalen Frequenzallokationsdatenbank und der nationalen Senderdatenbank erhalten. Das Frequenzüberwachungssystem überprüft anhand der berechneten Frequenzbelegung über eine mehrstündige Messreihe, ob eine unautorisierte Frequenznutzung vorliegt oder nicht. Nachteilig an dem Verfahren ist, dass der Schwellenwert für die Auswertung der Frequenzbelegung in Abhängigkeit des verwendeten Empfängers nach [30] manuell festgelegt wird. Die präsentierte Auswertung der prozentualen Frequenzbelegung für die Bestimmung der

Mittenfrequenzen kann als zweckmäßiges Verfahren festgehalten werden. Da jedoch die Dauer des durchgeführten Frequenzsweeps nicht angegeben und somit die Messzeit, in der eine bestimmte Frequenz nicht untersucht wird, unbekannt ist, sollte hier noch eine genauere Betrachtung stattfinden. So wird z.B. in [30] eine Auswertung am Standort Toronto über 24 Stunden präsentiert, bei der nur die Spektralkomponenten als detektierte Signale behandelt werden, die eine prozentuale Frequenzbelegung bzw. Frequenzkanalbelegung größer 1 Prozent aufweisen. Angenommen eine statistische Sicherheit von 95 Prozent und eine relative Genauigkeit von 10 Prozent sollen für die prozentuale Frequenzbelegung gewährleistet werden, wie es z.B. von der ITU - Radio-communication Sector (ITU-R) in [21] gefordert ist, so müssten nach [31] 39000 Messungen durchgeführt werden. Dies würde im vorliegenden Fall einer Abtastrate des Messkanals von $24\text{h}/39000 = 2,2\text{s}$ entsprechen. Eine Aussage über die Abtastrate der einzelnen Frequenzen, sprich in welchem zeitlichen Abstand diese untersucht werden, ist zwingend notwendig, um die Verlässlichkeit der Messungen zu beurteilen. Diese Angabe ist nach wie vor in den meisten Frequenzüberwachungsstudien nicht gegeben [11, 12]. Ein weiterer Nachteil der Auswertung ausschließlich anhand der Frequenzbelegung ist die Nichtberücksichtigung von nur sehr sporadisch genutzten Frequenzen. Zudem beinhalten die in [2, 11] und [12] vorgestellten Frequenzüberwachungssysteme keine Signalbandbreitenschätzung und somit keine Komprimierung der aufgezeichneten Messdaten. Eine dauerhafte bzw. längere Aufzeichnung des Frequenzspektrums ist somit ebenfalls nicht möglich.

Ein automatisches Frequenzüberwachungssystem nach den messtechnischen Empfehlungen der ITU-R wird in [32] vorgestellt. Dieses System berechnet die 99% bzw. x-dB Bandbreite und kann automatisch eine FM-Demodulation der Empfangssignale durchführen. Die Einbeziehung von *a priori* Daten aus den Frequenzmanagement-Datenbanken ist jedoch nicht vorgesehen. Es ist somit keine automatische Identifikation von Funksendern möglich.

In [33] werden automatische Frequenzüberwachungsmessungen basierend auf dem Frequenzüberwachungssystem in [34] präsentiert. Das System besteht aus mehreren Antennen mit unterschiedlichen Frequenzbereichen, einem Spektralanalysator und weiteren Komponenten wie z.B. einem Oszilloskop zur weiteren Signalanalyse. Der Fokus der

Publikation liegt auf der automatischen Generierung von Messdaten, wie z.B. der Erstellung von Spektrogrammen, Antennendiagrammen und dem Vergleich zu vorgegebenen Spektralmasken. Die Signalanalyse erfolgt anhand eines vorgegebenen Kanalrasters. Weder die Anbindung an eine Senderdatenbank noch eine automatische Kanalsegmentierung ist in diesem System vorgesehen.

Die automatische Identifikation von Sendern im Kurzwellenbereich wird in [35] mittels selbstorganisierender Karten gelöst. In einem verteilten Sensornetzwerk werden von den einzelnen Sensoren zeitgleich Frequenzspektren aufgezeichnet. Um sicherzustellen, dass die weit voneinander entfernten Sensoren die selben Signalen aufzeichnen, werden die Spektren der einzelnen Sensoren miteinander verglichen. Da der notwendige Datentransfer der Sensoren zur Klassifikationseinheit begrenzt ist, erfolgt eine Datenreduktion über eine Wavelet-Transformation. Zur Hervorhebung der einzelnen Signale im Spektrum wird ein Schwellenwert eingesetzt. Die notwendige Kanalsegmentierung wird entweder manuell oder durch ein vorgegebenes Kanalraster realisiert. Erst nach der Kanalsegmentierung können die einzelnen Signalspektren über die Zeit extrahiert und mittels selbstorganisierender Karten klassifiziert werden. Eine automatische Kanalsegmentierung für eine flexible Frequenzallokation ist hier allerdings nicht vorgesehen.

Die Signalidentifikation bzw. die Wiedererkennung von Signalen anhand ihrer Spektralmaske wird in [27] vorgestellt. Ausgehend von einer erfolgten Schätzung der Signalstärke und -bandbreite wird die Signalidentifikation anhand von Spektralmaskenvergleiche (*Template Matching*) über eine *Code Block Distance (CBD)* bzw. eine *Normalized Area Correlation (NAC)* durchgeführt. Vorteilhaft an dem beschriebenen System ist die Abspeicherung der Vergleichsmasken als komplexe Werte im Zeitbereich. Hierdurch kann die Vergleichsmaske je nach Signalstärke des Empfangssignals und vorliegender Auflösungsbandbreite individuell angepasst werden. Die Leistungsfähigkeit des Verfahrens wird anhand eines W-CDMA-Signals demonstriert. Aufgrund der charakteristischen Spektralmaske des Testsignals erzielt die Auswertung über NAC wesentlich bessere Detektionswahrscheinlichkeiten als CBD. Nachteilig an dem Verfahren ist, dass nur bereits bekannte Signale identifiziert werden können. Zudem setzt das Konzept eine vorgehende Schätzung der Signalstärke und Signalbandbreite voraus. Ähnlich zu der Arbeit von Gorcin in

[27] verwendet Bezruk in [36] aufbauend auf dem Pareto-Kriterium einen Entscheidungsbaum, um unbekannte Signale zu detektieren und anhand ihrer Spektralmaske zu identifizieren. Das hierbei vorgestellte Verfahren beschränkt sich auf Frequency Shift Keying (FSK)- und Amplitude Shift Keying (ASK)-modulierte Signale mit drei unterschiedlichen Umtastungen. Die resultierenden Leistungsdichtespektren dieser Signale unterscheiden sich signifikant und können erfolgreich mit diesem Verfahren detektiert und identifiziert werden. Eine Erweiterung hinsichtlich digital modulierter Signale wird weder vorgestellt noch in Aussicht gestellt.

Wie bereits *Körner* in [28] und *Eric* in [37] feststellen, befassen sich nur wenige Veröffentlichungen mit dem Thema der Kanalsegmentierung. Die Schätzung der Mittenfrequenz und Bandbreite wird hierbei auch unter dem Begriff der Identifikation des Informationskanals geführt. Die ersten veröffentlichten Kanalsegmentierungsverfahren basieren nach [38] auf einer gemeinsamen Auswertung der gemessenen Momentanbeitragspektren über der Zeit und über den Azimutwinkel des empfangenen Signals. Dieses Verfahren erfordert jedoch eine Peilvorrichtung, wie z.B. ein Mehrantennensystem es bietet. Die in dieser Arbeit eingesetzte Frequenzüberwachungsstation erfüllt jedoch nicht die technischen Voraussetzungen für ein Mehrantennensystem. Deshalb werden in dieser Arbeit zur Kanalsegmentierung ausschließlich Verfahren eingesetzt, die ohne die Information des Azimutwinkels auskommen.

In [39] wird eine Methode zur Bestimmung der Mittenfrequenz und der Sendeleistung eines primären Frequenznutzers vorgestellt. Der Ansatz basiert auf einer Autokorrelationsmatrix und geht davon aus, dass sowohl die spektrale Form als auch die Bandbreite der möglicherweise verwendeten Funkstandards bekannt sind. Zum Vergleich der Autokorrelationsmatrix aus den vorliegenden Messdaten und den *a priori* bekannten Autokorrelationsmatrizen wird ein neuartiger Detektor basierend auf der geodätischen Distanz eingesetzt. Nachteilig bei dem Verfahren ist, dass es nur bekannte Funkstandards detektieren kann.

Die Aufgabenstellung der Kanalsegmentierung wird in [40] über ein Verfahren aus dem Bereich der Bildverarbeitung gelöst. Hierbei wird, wie bereits in [38] beschrieben, ein Frequenzüberwachungssystem mit Peilvorrichtung verwendet. Die Kanalsegmentierung erfolgt ausschließlich anhand des Leistungsdichtespektrums des Frequenzüberwachungs-

system mit integrierter Peilvorrichtung und ist deshalb nicht umsetzbar für die vorliegende Arbeit.

In [37] wird zur Kanalsegmentierung der *MUSIC*-Algorithmus eingesetzt. Dieser Algorithmus wird bereits in [41] zur Ortung von Sendern eingeführt. Das in [37] verwendete Frequenzüberwachungssystem verfügt über eine entsprechende Peilvorrichtung und die Kostenfunktion des *MUSIC*-Algorithmus baut maßgeblich auf dem Informationsgehalt des Azimutwinkels der empfangenen Funkemission auf.

Quint stellt in [42] ebenfalls einen Algorithmus zur Kanalsegmentierung vor, der sowohl das Leistungsdichtespektrum als auch den Empfangswinkel über der Zeit berücksichtigt. Es werden Zeit-Frequenz-Zellen (*Time Frequency Cell TFC*) definiert, die ein Tupel aus der empfangenen Leistung in einem Zeit-Frequenz-Ausschnitt und dem Einfallswinkel der Funkemission darstellen. Die Zusammenfassung der TFC zu einzelnen Informationskanälen basiert auf der Auswertung des Peilsystems und einem zweistufigen Schwellenwertsystem für die Empfangsleistung. Das zweistufige Schwellenwertsystem ermöglicht eine Unterscheidung in „verlässliche Detektion“, „Detektion“ und „keine Detektion.“ Eine Zusammenfassung von benachbarten TFC erfolgt nur wenn eine „verlässliche Detektion“ vorliegt. Da die Definition der beiden Schwellenwerte nicht angegeben ist, kann man davon ausgehen, dass eine zuverlässige Kanalsegmentierung nur bei Signalen mit hohem Signal-zu-Rausch-Abstand (engl. Signal-to-Noise Ratio SNR) erfolgt. Signale mit niedrigem SNR oder durch Fading beeinflusste Signale werden nur unzureichend detektiert und eine Segmentierung findet folglich nicht statt.

Die Kanalsegmentierung basierend auf dem Histogramm der spektralen Leistungsdichtewerte wird in [43] bzw. in [44] behandelt. Hierzu werden die Maxima M_i des Histogramms bestimmt und ein Toleranzbereich γ_i um diese Maxima definiert. Im Folgenden werden die Werte des Leistungsdichtespektrums, die innerhalb der jeweiligen Toleranzbereiche liegen dem entsprechenden Maximum zugeordnet. Es erfolgt somit eine Quantisierung des Leistungsdichtespektrums. Das Histogrammmaximum M_1 mit der geringsten spektralen Leistungsdichte repräsentiert hierbei das Rauschen bzw. die Rauschverteilung. Alle Übergänge von M_1 zu den anderen Maxima werden als Start- und Stoppfrequenz für die jeweiligen Informationskanäle markiert. Nachteilig an dem Verfahren

erscheint die Erstellung des Histogramms. Es ist in [43] keine Vorschrift für die Anzahl und die Breite der Histogrammklassen gegeben. In [44] liegt die Anzahl der verwendeten Histogrammklassen für die unterschiedlichen Testszenarien zwischen 14 und 30 Klassen. Wird eine zu hohe Anzahl an Histogrammklassen gewählt, so werden Nebenmaxima der einzelnen Subverteilungen als Quantisierungsstufen definiert. Bei einer zu geringen Anzahl an Histogrammklassen werden einzelne Subverteilungen gegebenenfalls zusammengefasst. Besonders Signale mit geringem SNR können mit diesem Verfahren nicht detektiert werden. Das verwendete DVB-T-Testsignal in [43] hat folglich ein SNR von 30 dB.

In [45] wird ein System zur Signaldetektion und -klassifikation vorgestellt. Die Kanalsegmentierung erfolgt in diesem System anhand eines über der Zeit gemittelten Leistungsdichtespektrums. Hierzu wird der Mittelwert μ und die Standardabweichung σ der spektralen Leistungsdichtewerte berechnet und im folgenden Schritt ein Schwellenwert $\lambda = \mu + 3\sigma$ für eine „sichere Signaldetektion“ bestimmt. Spektrale Leistungsdichtewerte, die größer sind als λ , werden als detektierte Signale markiert. Die detektierten Signale werden im Folgenden extrahiert, und das resultierende Leistungsdichtespektrum wird erneut nach dem oben beschriebenen Verfahren analysiert. Dieser Vorgang wird iterativ fortgesetzt, bis die Standardabweichung σ einen zuvor festgelegten minimalen Wert unterschreitet. Die Festlegung des minimalen Wertes für σ als Abbruchkriterium bleibt zu optimieren.

Der Einsatz eines Bayes-Schätzer zur Kanalsegmentierung wird in [46] untersucht. Der Bayes-Schätzer betrachtet die Start- und Stoppfrequenz sowie die Leistungsdichte innerhalb des Informationskanals als Zufallsvariablen mit jeweils bekannten Verteilungen. Nachteilig an dem vorgestellten Verfahren ist, dass sowohl der Mittelwert als auch die Varianz der Rauschleistungsdichte als gegeben angenommen wird. Die Betrachtung des Rauschens als weitere Zufallsgröße ist in dem vorgestellten Konzept möglich und als Ausblick angeführt.

In [47] basiert die Kanalsegmentierung auf dem Differenzenquotienten des Leistungsdichtespektrums. Im ersten Schritt wird in einem Beobachtungsbereich von z.B. 4 Spektralkomponenten mittels eines *a priori* festgelegten Schwellenwertes geprüft, ob eine Signalfanke vorliegt oder

nicht. Der Schwellenwert ist in [47] mit 5 dB angegeben, kann jedoch abhängig vom vorliegenden Messsystem variieren. Im zweiten Schritt werden die detektierten Signalspitzen extrahiert und das resultierende Leistungsdichtespektrum mit einem FIR-Filter geglättet. Unter Annahme eines bekannten Schwellenwertes für die Rauschleistungsdichte wird geprüft, an welchen Spektralkomponenten das geglättete Leistungsdichtespektrum diesen Schwellenwert überschreitet. Die detektierten Spektralkomponenten werden als Start- und Stoppfrequenzen der einzelnen Informationskanäle festgehalten. Nachteilig an dem Verfahren ist die heuristische Festlegung des Schwellenwertes für den Differenzenquotienten sowie des Beobachtungsbereichs. Zudem wird der Fall nicht behandelt, dass im ersten Schritt bzw. im zweiten Schritt des Verfahrens ein Signal detektiert wird und im zweiten bzw. im ersten Schritt kein Signal detektiert wird. Durch die heuristische Festlegung der Schwellenwerte kann dieser Fall eintreten.

Wie bereits *Fanghänel* in [35] bzw. [48] betrachtet *Öner* die Kanalsegmentierung als Problemstellung der Bildverarbeitung und evaluiert in [14] drei Verfahren aus dem Bereich der Cluster-Analyse. Zum einen das *k-means*-Verfahren, das auch unter dem Namen *Isodata* bekannt ist und einer *Lloyd-Max*-Quantisierung entspricht, und zum anderen das *Edge Adaptive Competitive Learning (EACL)*-Verfahren nach [49] sowie letztlich das *Self Splitting Competitive Learning (SSCL)*-Verfahren nach [50]. Da das *k-means*- und *EACL*-Verfahren eine *a priori* festgelegte Anzahl von Clustern benötigt, scheiden beide Verfahren für die automatische Kanalsegmentierung von Leistungsdichtespektren mit unbekannter Anzahl von Signalen aus. Der *SSCL*-Algorithmus bietet für die Problematik der unbekanntem Cluster-Anzahl eine Lösung und wird deshalb von *Öner* favorisiert. Hier ist jedoch eine genauere Betrachtung notwendig, da die in [50] und [51] thematisierte Problemstellung, dass anstatt aller Clustern unter Umständen nur ein Cluster gefunden wird (*One Prototype Takes All Cluster (OPTAC)*), nicht behandelt wird. Des Weiteren wird in [14] eine auf Filterung basierende Vorbearbeitung des verwendeten Leistungsdichtespektrums und eine Nachbearbeitung des Kanalsegmentierungsergebnisses eingeführt. Beide Bearbeitungsschritte sind sinnvoll, um Fehldetektionen zu verringern. Die Filterung des Leistungsdichtespektrums mit einem Medianfilter führt jedoch zur Unschärfe von Signalfanken, insbesondere bei Signalen mit hohem SNR. Die

Nachbearbeitung mittels morphologischen Operationen um Artefakte der Signaldetektion bzw. der Kanalsegmentierung zu eliminieren ist sinnvoll und wird z.B. auch in [52] angewandt.

Körner greift in [28] die Erkenntnisse von *Öner* auf und stellt das *SSCL*-Verfahren dem *CSeg*-Verfahren aus [53] gegenüber. Das *CSeg*-Verfahren ist ein nicht veröffentlichter Kanalsegmentierungsalgorithmus aus dem militärischen Bereich. In [28] werden beide Verfahren evaluiert, wobei das *CSeg*-Verfahren bei Signalen mit hohem SNR die Mittenfrequenz genauer schätzt. Bei Signalen mit niedrigem SNR erzielt der *SSCL*-Algorithmus jedoch wesentlich bessere Ergebnisse, da er die Rauschleistungsdichte besser schätzt. Das *SSCL*-Verfahren wird deshalb als Kanalsegmentierungsverfahren favorisiert. Die kritische *OPTAC*-Problemstellung wird ebenfalls nicht behandelt und bleibt zu diskutieren.

Zusammenfassend kann man anhand der aufgeführten Literatur mehrere offene Probleme festhalten: Beginnend mit der Feststellung, dass ein automatischer Abgleich von Frequenzmanagementdaten und Frequenzüberwachungsdaten aktuell nicht vorliegt, eröffnen sich weitere wichtige Fragestellungen. Hier ist zum einen die Frage zu klären, welche Signalparameter bezüglich einer hinreichenden Signal- und Senderidentifikation ausreichen. Eine Analyse der zugrunde liegenden Frequenzmanagementdaten ist an dieser Stelle zwingend notwendig, um die *a priori* Informationen für die Identifikation der Empfangssignale zu definieren. Des Weiteren ist die automatische Signaldetektion und Kanalsegmentierung als wesentliche Problemstellung eines Frequenzüberwachungssystems zu nennen. In den meisten weiterführenden Arbeiten, die sich mit dem Thema der Ortung oder Modulationsartenerkennung befassen, wird die Kanalsegmentierung als bekannt angenommen [37]. Die Kanalsegmentierung muss jedoch als eigenständige Problemstellung betrachtet werden, gerade in Hinblick auf eine flexiblere Frequenzallokation in der Zukunft. Die aufgeführten Verfahren zeigen bzgl. der Detektion von Signalen mit geringem SNR deutliche Schwächen und gehen meist nicht auf zukünftige, Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)-basierte Funkstandards ein. Zum anderen sind willkürliche Schwellenwerte angenommen, die eine standardisierte Frequenzüberwachung und somit einen Vergleich von verschiedenen Messstandorten nicht zulassen [11, 22, 53].

1.3 Ziele der Arbeit

Das wesentliche Ziel dieser Arbeit ist es, aufbauend auf dem von *Vaccani* in [2] vorgestellten Konzept, eine automatische Auswertung von Frequenzüberwachungsmessungen bzgl. ihrer zugrunde liegenden Frequenzmanagementdaten zu erstellen. Eine klar und präzise formulierte Vorgehensweise für den Vergleich von Mess- und Plandaten ist die Grundlage für die angestrebte Automatisierung. Ziel der automatisierten Frequenzüberwachung ist es, den größten Teil der gemessenen Signale anhand grundlegender Signalparameter den entsprechenden Sendern in der Frequenzmanagementdatenbank zuzuordnen. Einzelne detektierte Signale bedürfen jedoch nach wie vor einer manuellen fachmännischen Untersuchung. Im Einzelnen lassen sich die Ziele der vorliegenden Arbeit wie folgt formulieren:

- Eine Analyse der vorliegenden Plandaten ist notwendig, um die Signalparameter aus den Messungen zur Signalidentifikation bzw. zur Wiedererkennung der Signale zu definieren. Diese Arbeit wird sich hierbei an Dokumentationsstandards der ITU-R für die Erstellung von Frequenzplänen und Senderdatenbanken orientieren. Explizit geht diese Arbeit von den Plandaten der International Frequency List (IFL) aus, die zweiwöchentlich in der Bureau Radiocommunication International Frequency Information Circular (BR IFIC) an die ITU-Mitglieder mitgeteilt werden. Somit ist gewährleistet, dass die verwendeten *a priori* Informationen aus dem Frequenzmanagementsystem allgemein gültig sind. Als Grundlage für die messtechnische Signalanalyse dient in dieser Arbeit eine veröffentlichte Senderdatenbank der Bundesnetzagentur (BNetzA) und die nationale Frequenzverordnung (früher: Frequenzbereichszuweisungsplanverordnung). Da beide Quellen die ITU Standards erfüllen, ist die Voraussetzung gegeben, dass die gewonnenen Erkenntnisse dieser Arbeit allgemeine Gültigkeit für Frequenzüberwachungssysteme mit ITU-konformen Frequenzmanagementdaten haben.
- Die Signaldetektion ist der initiierende Schritt eines jeden Frequenzüberwachungssystems. Wie bereits Kapitel 1.2 zeigt, wird in diesem Bereich in der Frequenzüberwachung gemäß dem Stand der Technik sehr heuristisch vorgegangen. Die Festlegung eines geeig-

neten Schwellenwertes zur Signaldetektion erfolgt meist manuell, wie z.B. in [11, 23, 53]. Eine zuverlässige Schätzung der Rauschleistungsdichte ist elementar, um automatisch eine geeignete Schwelle für die Signaldetektion festzulegen. Ein Schwerpunkt dieser Arbeit soll deshalb die Schätzung der Rauschleistungsdichte in einem Frequenzüberwachungssystem und die Definition eines hiervon abhängigen Schwellenwertes einnehmen.

- Ausgehend von einer definierten Signaldetektion steht die Kanalsegmentierung im Mittelpunkt dieser Arbeit. Konkret liegt die Zielsetzung der Kanalsegmentierung in der frequenzmäßigen Trennung der jeweils markanten Signalspektrumsanteile von den nicht interessanten Spektrumsanteilen. Diese Aufgabe basiert auf den Ergebnissen der Signaldetektion, ist jedoch wesentlich aufwendiger als die in [53] beschriebene. In der meisten fortführenden Literatur, die sich z.B. mit dem Thema der Modulationsartenerkennung befasst, wird die Kanalsegmentierung bereits als gegeben angenommen [37]. Nur wenige wissenschaftliche Beiträge setzen sich explizit mit dem Thema der Kanalsegmentierung auseinander [28]. Ein Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, diese bestehende Lücke zu schließen. Ausgehend von einer Beurteilung der veröffentlichten Verfahren soll hier eine wissenschaftlich fundierte Vorgehensweise zur effektiven Kanalsegmentierung entwickelt werden.
- Mit der Kanalsegmentierung ist eine wesentliche Herausforderung und ein elementarer Schritt in der Signalanalyse abgeschlossen. Basierend auf dem Ergebnis der Kanalsegmentierung können weitere Signalmerkmale zur Signalidentifikation extrahiert werden. Als weiteres Merkmal neben der Mittenfrequenz und Bandbreite ist hier die Spektralform der unterschiedlichen Funkemissionen zu nennen. Mittels geeigneter Analyseverfahren können die gemessenen Spektralformen den entsprechenden Funkstandards zugeordnet werden. Die Spektralmaske eines Funkstandards ist somit ein weiteres Wiedererkennungsmerkmal einer Funkemission und soll in dieser Arbeit zum Zweck der Signalidentifikation untersucht werden.
- Die Bestimmung der Modulationsart einer Signalausendung ist ein weiterer wichtiger Bestandteil der Signalanalyse. Sowohl die Signalklassifikation, die Ermittlung des vorliegenden Modulations-

art, als auch die Modulationsartenerkennung, die Bestimmung der vorliegenden Modulationsordnung, sind elementare Bestandteile der Signalanalyse bzw. Signalidentifikation. Insbesondere in zukünftigen Kommunikationsnetzen wird die Modulationsordnung zunehmend den gegebenen Bedingungen angepasst. So können z.B. unterschiedliche Modulationsordnungen abhängig von der Größe des Versorgungsgebietes eines Senderstandortes gewählt werden. Die Modulationsart und insbesondere die Modulationsordnung sind somit wichtige Identifikationsparameter für eine umfassende Signal- und eventuell auch Senderidentifikation. Während die Bestimmung von analogen Modulationsarten hinlänglich untersucht und als bekannt angenommen werden kann [54], ist die Modulationsartenerkennung von digitalen Modulationsarten nach wie vor ein großes Forschungsthema [54–56]. In dieser Arbeit wird deshalb dieses Forschungsgebiet vorgestellt und im Bereich der digitalen Modulationsartenerkennung um ein Verfahren zur Erkennung von Phase Shift Keying (PSK)- und Quadrature Amplitude Modulation (QAM)-Modulationsarten erweitert.

- Basierend auf den extrahierten und geprüften Signalmerkmalen ist es das übergeordnete Ziel dieser Arbeit eine hinreichende Signalidentifikation anhand vorliegender Frequenzmanagementdaten zu präsentieren. Nach dieser Vorstellung sollte zu jeder durchgeführten Frequenzbelegungsmessung folglich auch eine prozentuale „Frequenzidentifikation“ bestimmbar sein. Die hier eingeführte „Frequenzidentifikation“ sagt demnach aus, zu welchem Anteil die gemessene Frequenzbelegung auch Einträgen im Frequenzmanagementsystem zuordenbar sind. Der Vergleich von gemessener Frequenzbelegung und ermittelter Frequenzidentifikation kann somit eine direkte Aussage über die Konsistenz der vorliegenden Frequenzmanagementdatenbank liefern. Der Ansatz der automatischen Verknüpfung von Frequenzmanagementdaten und Frequenzüberwachungsmessungen ist deshalb nicht nur technisch spannend, sondern kann auch eine fundierte Argumentationsgrundlage für eine wissenschaftliche Diskussion über die aktuelle und zukünftige Frequenzvergabe liefern. Diese Aussage soll über entsprechende Messkampagnen bestärkt werden.

1.4 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist wie folgt aufgebaut. Zunächst wird in Kapitel 2 ein umfassender Überblick über Spektrum-Management- sowie Spektrum-Monitoring-Systeme gegeben und die Randbedingungen einer Kollaboration beider Systeme diskutiert.

Kapitel 3 gibt eine Einführung in die wichtigsten Themen eines Spektrum-Monitoring-Systems: Spectrum-Sensing, Spektralschätzung und Kanalsegmentierung. Darauf aufbauend werden verschiedene Verfahren zur automatischen Kanalsegmentierung vorgestellt, analysiert und evaluiert. Zudem wird ein neues Kanalsegmentierungsverfahren vorgestellt, welches insbesondere in Szenarien vorteilhaft ist, in denen orthogonale Frequenzmultiplexverfahren eingesetzt werden.

In Kapitel 4 werden für die spätere Bewertung der spektralen Effizienz Verfahren zur Modulationsartenerkennung untersucht. Anhand der Modulationsartenklassifikation kann nicht nur eine bessere Signalidentifikation stattfinden, es kann zudem eine Aussage getroffen werden, ob der Frequenzkanal effizient genutzt wird oder ob z.B. ein höheres Modulationsartenalphabet eingesetzt werden kann. Im Zuge dieser Analyse wird ein neues Verfahren zur Modulationsartenklassifikation vorgestellt, das auf einem Cluster-Algorithmus aufbaut.

Kapitel 5 fasst letztlich die gewonnenen Erkenntnisse aus Kapitel 2 und 3 zusammen und setzt diese in einer verteilten Messreihe in Süddeutschland um. Darüber hinaus werden in dieser Messreihe neben den ITU bekannten auch die in Kapitel 2 aufgestellten Kriterien zur effektiven Frequenzspektrumsnutzung ausgewertet.

Abschließend gibt Kapitel 6 einen Überblick über die Ergebnisse dieser Arbeit, verdeutlicht den wichtigen Beitrag dieser Forschungsarbeit an einem modernen, zukunftsorientierten Spektrum-Monitoring und gibt Ideen für mögliche Optimierungspotenziale.

2 Spektrum-Management-Systeme: Status Quo und zukünftige Herausforderungen

2.1 Spektrum-Management

2.1.1 Aufgaben des Spektrum-Managements

Der Funkkanal ist das vielseitigste und flexibelste Medium in der Kommunikationstechnik. Als *Shared Medium* wird der Funkkanal von vielen Funkanwendungen gemeinsam genutzt und bedarf entsprechender Zugriffsverfahren für eine interferenzfreie Kommunikation der einzelnen Nutzer. Neben der Zeit-, Frequenz- und Code-Dimension (orthogonale Codes) eröffnen sich bei der Funkkommunikation im Gegensatz zur kabelgebundenen Kommunikation noch zwei weitere Möglichkeiten zur Separierung von Nachrichtensignalen: die räumliche Aufteilung und die Separierung bzgl. des Sendewinkels (*Beamforming*) [8]. Gerade diese beiden Dimensionen sind wesentliche Forschungsfelder in der aktuellen 5G-Entwicklung und dort z.B. mit Massive-Multiple Input Multiple Output (MIMO) und *Small Cell Networks* vertreten [57–60]. Beide Technologien sollen im Rahmen der 5G-Entwicklung einen entscheidenden Beitrag zur effizienteren Spektrumsnutzung bei einer großen Anzahl von Netzwerkteilnehmern leisten. Insbesondere die große Anzahl von Maschinen und Sensoren in einem drahtlosen Netzwerk - Massive Machine Communication (MMC) [58] oder *massive* Machine Type Communication (MTC) [61] - ist eine wesentliche Problemstellung der 5G-Forschungsaktivität. Der 5G-Entwicklungsprozess geht dabei einher mit der forcierten Industrialisierung 4.0, die genau diese Anforderungen an ein Funknetzwerk stellt [62]. Der ansteigende Trend zum Einsatz der Funkkommunikation sowohl in der Industrie als auch im privaten Bereich ist oftmals der einfachen Installation und somit auch der Kosteneffizienz geschuldet [63].

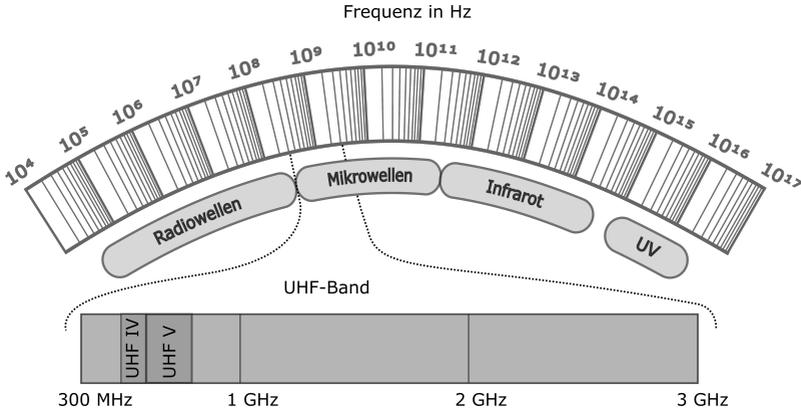


Abb. 2.1: Überblick über des nutzbaren Frequenzspektrums mit dem technisch und finanziell lukrativen UHF Band

Auch die damit einhergehende Zunahme an funkbasierter Sensorik sowohl im Sicherheits- und Komfortbereich, verschärfen die Situation bzgl. der Frequenzknappheit massiv. Weitere Nutzer des Funkkanals sind Applikationen, wie z.B. Mobil- oder Satellitenkommunikation, für die eine kabelgebundene Lösung nicht realisierbar und auch nicht zweckmäßig ist [64]. Für ein effizientes und verlässliches Spektrum-Management der oben beschriebenen Funkapplikationen ist zu beachten, dass es sich beim Frequenzspektrum um die einzige Ressource handelt, die weder transportierbar noch vermehrbar ist [65]. Sie ist jedoch auch die einzige natürliche Ressource auf dieser Welt, die trotz ihrer Benutzung bzw. Verwendung unerschöpflich ist [64]. Theoretisch wäre eine Funkkommunikation bei beliebig hoher Frequenz möglich. Abbildung 2.1 veranschaulicht diese Gegebenheit. Fakt ist jedoch auch, dass die verschiedenen Frequenzbänder nicht gleichwertig genutzt werden können, da die Pfaddämpfung proportional zur Frequenz f bzw. Wellenlänge λ ist und somit quadratisch mit dem Abstand d_{TXRX} von Sender (*engl. Transmitter TX*) und Empfänger (*engl. Receiver RX*) zunimmt. Dies geht aus der

Berechnung der Empfangsleistung P_{RX} im Falle der Freiraumausbreitung (*Friis' Law*) mit

$$P_{RX} = G_{TX}G_{RX}P_{TX} \left(\frac{\lambda}{4\pi d_{TXRX}} \right)^2 \quad (2.1)$$

hervor. Hierbei sind die Sendeleistung mit P_{TX} und der Antennengewinn der Sende- bzw. Empfangsantenne mit G_{TX} bzw. G_{RX} angegeben [66]. Der Begriff der Frequenznot resultiert somit nicht aus einem Mangel an Frequenzen. Er ergibt sich vielmehr daraus, dass gewisse Frequenzen für bestimmte Anwendungen präferiert werden und sich hier die Anzahl der potenziellen Teilnehmer massiv erhöht hat, insbesondere im UHF-Band. Cooper hat diese Problemstellung in [67] und [68] aufgegriffen und festgestellt, dass sich sowohl alle 30 Monate das wirtschaftlich nutzbare Frequenzspektrum als auch die Anzahl der Funkübertragungen in einem gewissen Gebiet im wirtschaftlich nutzbaren Frequenzbereich verdoppelt. Bei der Erweiterung des wirtschaftlich nutzbaren Frequenzspektrums handelt es sich dabei hauptsächlich um Frequenzbänder bei höheren Frequenzen und nur zu einem geringen Teil um Reallokationen von Frequenzen [69]. Als Ergebnis bleibt, dass die wirtschaftlich leicht nutzbaren Frequenzbänder besonders in dicht bevölkerten Gebieten stark ausgelastet sind [70]. Der Begriff der Frequenznot bezieht sich somit nicht auf die Ressource Frequenz, sondern auf die wirtschaftlich nutzbaren Frequenzen [64, 71]. Zudem intensiviert sich die sogenannte Frequenznot regional in Abhängigkeit von der Populationsdichte und dem Fortschritt der Industrialisierung im Sinne der Industrie 4.0. Gerade in den Gebieten mit einer hohen Nutzung der einzelnen Frequenzbänder ist ein effizientes Spektrum-Management gefragt. Oft wird in diesem Zusammenhang auch von einem Interferenz-Management gesprochen [72, 73].

Das Spektrum-Management obliegt in erster Linie der jeweiligen Staatsgewalt und hat darüber hinaus internationale Aspekte, die später in diesem Kapitel behandelt werden. Das Hauptziel des nationalen Spektrum-Managements ist es, den Wert, den die jeweilige Gesellschaft aus der Ressource Frequenz gewinnt, zu maximieren. Dabei ist ausdrücklich nicht der ökonomische Wert gemeint, der sich bei Auktionen von Frequenzbändern an Teilnehmer der Privatwirtschaft widerspiegelt,

sondern vielmehr die Gewährleistung möglichst allen Anfragen nach Funkkommunikation nachzukommen und eine interferenzfreie, drahtlose Übertragung zu ermöglichen [1]. Ob diese Ziele über eine statische oder flexible Frequenzuteilung oder über ein *Spectrum Pooling* [12, 74] erfolgt, liegt zunächst in den Händen des nationalen Regulierers. Der Trend zu einer weitgehend automatisierten Frequenzvergabe ist jedoch unumstritten [75]. Konkret sind die Aufgaben des nationalen Spektrum-Managements bereits in Abb. 1.1 zusammengefasst.



Abb. 2.2: Koordinierungszonen zur internationalen Frequenzregulierung

Da sowohl elektromagnetische Wellen als auch mobile Spektrumsnutzer - wie z.B. Nutzer auf Schiffen, in Automobilen oder Flugzeugen - Landesgrenzen oftmals überschreiten, muss ein nationales Spektrum-Management zudem auch internationale Aspekte berücksichtigen. So sind z.B. die europäischen Regulierer in der CEPT oder die asiatischen Regulierer in der Asia-Pacific Telecommunity (APT) organisiert. Die weltweite Funkkommunikation für die zivile Luftfahrt wird z.B. von der International Civil Aviation Organization (ICAO) beaufsichtigt. Nur durch eine internationale Uniformität und Koordination des Frequenzspektrums kann

sichergestellt werden, dass Funkanwendungen auch in anderen Ländern funktionieren und mobile Spektrumsnutzer keine kritischen Interferenzen in fremden Ländern verursachen. Insbesondere mit dem Blick auf die zunehmenden Anzahl an verschiedener Sensorik, die meist mit einer Funkschnittstelle ausgestattet ist, und die vorangeschrittene Globalisierung stellt dies eine große Herausforderung dar. Spektrum-

Management ist somit zwar primär eine nationale Aufgabe, die jedoch nur durch eine internationale Zusammenarbeit erfolgreich und effizient zu bewältigen ist [76,77]. Eine große Aufgabe kommt hier der ITU zu, die durch regelmäßige Konferenzen (World Radio Conference (WRC)) und internationale Frequenzspektrums-Datenbanken einen wesentlichen Beitrag zur internationalen Frequenzkoordinierung leistet. Einen weiteren wichtigen Punkt der internationalen Frequenzregulierung stellt die Koordination von Funkfrequenzen mit Nachbarländern dar. Abhängig von der Funkfrequenz sind hier Koordinierungszonen vorgesehen, die in Abb. 2.2 exemplarisch dargestellt sind. Funkstationen, die innerhalb der Koordinierungszone aktiv betrieben werden sollen, sind mit dem betroffenen Nachbarland abzustimmen. Nach [78] umfasst die Koordinierungszone etwa 100 km von der Landesgrenze ins Landesinnere. Bei der terrestrischen Funkkommunikation im Langwellenbereich oder auch bei der Satellitenkommunikation kann diese Koordinierungszone jedoch stark variieren. Entsprechende Angaben für terrestrische Funkdienste sind z.B. in Abhängigkeit von der Antennenhöhe in [79] definiert. Auch in den Koordinierungsgebieten wird eine faire Spektrumsvergabe angestrebt, wobei die zu regulierenden Frequenzbänder jeweils unter den betroffenen Ländern zu gleichen Teilen segmentiert werden. Die Regulierungsbehörde eines Landes kann in der Koordinierungszone des Nachbarlandes somit die zugeteilten bzw. abgestimmten Frequenzen in vollem Umfang nutzen, ohne Interferenzen zu verursachen. Gerade in diesen Gebieten ist eine entsprechende Kontrolle auf die Einhaltung der Zuteilungsparameter durch ein entsprechendes Monitoring-System wichtig. Zusammenfassend wird das Frequenzspektrum von den nationalen Regulierern deshalb nach folgenden Grundsätzen verwaltet:

- Wertmaximierung des Frequenzspektrums, indem möglichst jeder Anfrage nach Funkkommunikation nachgekommen wird [1].
- Die Harmonisierung der Funkdienstzuteilungen mit internationalen Frequenzplänen in Abstimmung mit der ITU und den Nachbarländern, die innerhalb der Koordinierungszone liegen [64].
- Die Anpassung bzw. Erweiterung von Frequenzbändern in Abhängigkeit von der Nutzungsintensität der einzelnen Funkdienste [64].

- Die Vergabe von Funklizenzen an entsprechende Nutzer mit definierten Auflagen zur Nutzung [80].
- Eine Dokumentation der Spektrumsnutzung innerhalb des Hoheitsgebiets, um eine interferenzfreie Spektrumsnutzung zu ermöglichen. Dies beinhaltet eine Senderdatenbank nach dem Vorbild der IFL, die von der ITU geführt und deren Inhalt den ITU-Mitgliedern als Information zur Verfügung gestellt wird [81].
- Die Unterstützung der Überwachung des Frequenzspektrums, um unlicenzierte Frequenznutzungen zu detektieren und unterbinden zu können [81].

Ein umfassender Überblick über die Aufgaben eines nationalen Regulierers, sowie über die Aufgaben und die Organisation der ITU sind z.B. in [64] und [3] zu finden - oder speziell für die 5G-Zuweisungen in [82]. Ausgehend von den oben genannten Prämissen organisieren Regulierer das nationale Spektrum-Management zum einen mit einem (nationalen) Frequenzplan (*engl. (National) Frequency Allocation Table*), der angibt, welcher Funkdienst in welchem Frequenzbereich aktiv ist und welches Kanalaraster verwendet wird. Zum anderen wird eine Frequenzliste verwendet; diese umfasst sowohl eine konkrete Senderliste mit detaillierter Angabe der Emissionsparameter, als auch Zuteilungen einer Funkfrequenz oder eines Funkfrequenzkanals für terrestrische Funk-, meist jedoch für Satellitenkommunikation in einem entsprechenden geographischen Gebiet [83]. Beide Einträge in der Frequenzliste sind besser unter den englischen Bezeichnungen *Assignment* bzw. *Allotment* bekannt. Sowohl der Frequenzplan als auch die Frequenzliste spielen in dieser Arbeit eine zentrale Rolle und werden in Kapitel 2.1.3.2 bzw. 2.1.3.3 näher erläutert. Es sei jedoch vorweggenommen, dass die Priorität von Regulierungsbehörden bisher immer auf einer sehr konservativen Spektrumsplanung lag, die über eingeplante Schutzabstände Interferenzen weitestgehend ausschloss. Die tatsächlichen Betriebsdaten der lizenzierten Sender hatten in der bisherigen Spektrumsplanung nur eine untergeordnete Bedeutung. Gerade diese Information ist für eine effektive Spektrumsplanung jedoch essentiell und entscheidend für eine effizientere Spektrumsnutzung in der Zukunft.

2.1.2 Bewertungskriterien zur effizienten Spektrumsnutzung

In bestimmten Frequenzbändern und insbesondere in stark besiedelten Gebieten oder Koordinierungszonen wird das Frequenzspektrum intensiv genutzt und wird zu einer knappen Ressource [70, 84]. Gerade hier ist ein effizientes Spektrum-Management essentiell, um jeder Nachfrage nach Funkkommunikation nachzukommen und somit den Wert des Frequenzspektrums für eine Gesellschaft entsprechend maximieren zu können. Zur Definition einer effizienten Spektrumsnutzung ist in [85] und [5] eine umfassende Vorstellung verschiedener Konzepte präsentiert. Als wesentliche Bewertungsfaktoren zur Messung der effizienten Spektrumsnutzung dient die Spektrumsnutzung U_F und die Nutzungseffizienz η_U des Frequenzspektrums. Die Spektrumsnutzung U_F einer unidirektionalen Funkverbindung berechnet sich aus dem Produkt der belegten bzw. genutzten Bandbreite BW , der Übertragungsdauer bzw. Pulsdauer T_U und des abgedeckten Empfangsgebietes bzw. Nutzungsraums S_U zu

$$U_F = BW T_U S_U. \quad (2.2)$$

Der Nutzungsraum S_U , welcher physikalisch ein Volumen darstellt, wird hierbei meist als zweidimensionales Versorgungsgebiet oder Abdeckungsfläche betrachtet. Eine weitere Spezifizierung von Sender- und Empfängergebiet ist für diese Arbeit nicht erforderlich und ist z.B. in [64] oder [5] näher erläutert. Für die Messung der spektralen Nutzungseffizienz η_U der Funkübertragung dient der Quotient aus der übertragenen Informationsmenge M_U und der benötigten Spektrumsnutzung U_F [86]:

$$\eta_U = \frac{M_U}{U_F}. \quad (2.3)$$

Die Einheit der spektralen Nutzungseffizienz η_U ist folglich [bit/(s m³)] bzw. [bit/(s m²)] unter der Annahme, dass der Nutzungsraum S_U als Fläche interpretiert wird. Um die spektrale Nutzungseffizienz η_U eines Übertragungskanals zu bewerten, wird diese oft mit dem Referenzkanal eines Standardsystems oder eines idealen Systems ins Verhältnis gesetzt [64]. Die spektrale Nutzungseffizienz η_U steht somit in Zusammenhang mit dem Nachrichtenquader [86], der die maximal zu übertragende Informationsmenge bzw. Kanalkapazität $M_{U, \max}$ als Produkt aus der

Übertragungsdauer T_U , der Bandbreite BW und des Signal-Rausch-Verhältnisses S/N bzw. der Kanal-Dynamik darstellt [87–89]:

$$M_{U, \max} = BW T_U \text{ld}(1 + S/N), \quad (2.4)$$

wobei sich BW hier auf *Shannons*-Abtasttheorem bezieht. Die spektrale Nutzungseffizienz η_U kann somit auch als Quotient aus benötigtem Signal-Rausch-Verhältnis S/N zu Empfangsgebiet S_U ausgedrückt werden. Ist z.B. die maximale Sendeleistung P_{TX} gegeben und das Umgebungsrauschen für das Empfängergebiet bekannt, so kann nach *Shannon-Hartley* [90] die maximal mögliche Kanalkapazität für diesen Übertragungskanal berechnet und letztlich als Referenz für die relative spektrale Nutzungseffizienz verwendet werden. Neben dieser theoretischen Betrachtungsweise, schlägt die ITU in [85] als Referenzwert für die relative spektrale Nutzungseffizienz auch einen für die Anwendung gebräuchlichen Industriestandard vor.

In konkreten Anwendungsbeispielen werden in [85] für verschiedene Funkdienste wie z.B. mobiler Landfunk oder Rundfunk unterschiedliche Kriterien für die Berechnung der spektralen Nutzungseffizienz η_U angesetzt. Im Falle des Rundfunks werden z.B. für einen Standort oder ein Gebiet die empfangbaren Fernseh- oder Radioprogramme berechnet und diese zur maximalen Programmanzahl ins Verhältnis gesetzt. Allgemein lässt sich deshalb sagen, dass es sich bei der effizienten Frequenznutzung somit um einen „multidimensionalen Begriff [91]“ handelt. Er beinhaltet in seiner Gesamtheit nicht nur technische sondern auch wirtschaftliche und soziale Faktoren. So können zum Beispiel Konsumenten eine Funktechnologie mit vergleichsweise geringerer technischer Spektraleffizienz bevorzugen, wodurch diese Technologie stark verbreitet und dadurch wirtschaftlich effizient ist [91]. Die Nutzung von frequenzmodulierten Signalen für den Rundfunk im Ultrakurzwelle (UKW)-Bereich ist hierfür ein exzellentes Beispiel für den deutschsprachigen Raum. Obwohl mit Digital Audio Broadcasting (DAB) bereits seit Jahrzehnten ein technisch wesentlich effizienterer digitaler Funkstandard verfügbar ist, bevorzugt ein Großteil der Bevölkerung weiterhin den analogen UKW-Betrieb zum Rundfunkempfang. Im Sinne der Erreichbarkeit von möglichst vielen Zuhörern ist somit der analoge Radio-Rundfunkbetrieb wesentlich effizienter als der digitale. Zur ausführlichen Diskussion des

Effizienzbegriffs insbesondere im Zusammenhang mit der Frequenznutzung sei auf *Felder* in [92] verwiesen. Diese Arbeit bezieht sich explizit nicht auf die wirtschaftliche oder soziale Nutzungseffizienz, sondern allein auf die technische Effizienz der spektralen Nutzung. Hierbei wird anhand von Feldmessungen ermittelt, welcher Anteil des Frequenzspektrums am Messstandort tatsächlich belegt ist und das Messergebnis mit den zugrundeliegenden Informationen aus der vorliegenden Senderdatenbank verglichen. Mit diesem Ansatz kann nicht nur die Konsistenz der zugrundeliegenden Senderdatenbank geprüft werden, es gibt zudem Auskunft wie effizient die Frequenzplanung durchgeführt wurde. Man kann hier von einer Ermittlung der spektralen Planungseffizienz sprechen. Welche Parameter für diese Berechnung herangezogen werden, wird nach der Vorstellung der vorliegenden *a priori* Informationen in Kapitel 2.3 im Detail erläutert.

Darüber hinaus werden in dieser Arbeit nach [84] drei weitere Kriterien für die Beurteilung der Spektrumsnutzung herangezogen. Diese sind die Frequenzkanalbelegung (*engl. Frequency Channel Occupancy (FCO)*), die Frequenzbandbelegung (*engl. Frequency Band Occupancy (FBO)*) und die Belegung des Frequenzspektrums (*engl. Spectrum Resource Occupancy (SRO)*). Die Frequenzkanalbelegung FCO wird mit dem Symbol U_{FCO} in dieser Arbeit dargestellt und gibt die Belegung einer einzelnen Frequenzen f über der Messzeit T_{M} an:

$$U_{\text{FCO}}(f) = \frac{T_{\text{U}}(f)}{T_{\text{M}}}, \quad (2.5)$$

mit T_{U} als Nutzungsdauer der jeweiligen Frequenz f . Die Frequenzbandbelegung FBO wird mit dem Symbol U_{FBO} angegeben und berechnet sich aus dem Quotient der belegten Frequenzen N_{OFC} zu der Gesamtzahl der Messfrequenzen N_{FB} in einem Frequenzband zu einer bestimmten Zeit t :

$$U_{\text{FBO}}(t) = \frac{N_{\text{OFC}}(t)}{N_{\text{FB}}}. \quad (2.6)$$

Die Belegung des Frequenzspektrums SRO gibt letztlich die Anzahl der belegten Kanäle N_{OC} zu einem bestimmten Zeitpunkt t im Verhältnis zu den verfügbaren Kanälen N_{CB} im Frequenzband an:

$$U_{SRO}(t) = \frac{N_{OC}(t)}{N_{CB}} \quad (2.7)$$

Da die Auflösungsbandbreite RBW meist geringer ist als das vorliegende Kanalraster gilt $U_{FBO}(t) \leq U_{SRO}(t)$. Je kleiner die Auflösungsbandbreite RBW ist, desto größer ist also die Wahrscheinlichkeit, dass U_{FBO} ungleich U_{SRO} ist. Als Auflösungsbandbreite RBW ist hier der Linienabstand bzw. der Abstand der FFT-Stützstellen resultierend aus der gewählten Abtastrate f_s und FFT-Größe ohne Berücksichtigung der Fensterfunktion definiert.

2.1.3 *A priori* Informationen zum Spektrum-Management im UHF-Band IV und V

2.1.3.1 Funkstandards in den UHF-Bändern IV und V

Das Ultra High Frequency-Band (UHF-Band) gehört aufgrund seiner Eigenschaften bzgl. der elektromagnetischen Wellenausbreitung zu den wirtschaftlich lukrativsten Frequenzbändern [93, 94] und wird deshalb auch oft als „*Sweet Spot* [95]“ des Frequenzspektrums bezeichnet. Innerhalb dieses Frequenzbandes sind sowohl Funkanwendungen im Bereich der Kurzstrecken-Kommunikation (*engl. Short Distance*) als auch der Langstrecken-Kommunikation (*engl. Long Distance*) mit Sichtverbindung (*engl. Line Of Sight (LOS)*) angesiedelt [96]. Besonders das Forschungsgebiet rund um CR zeigt die Begehrlichkeit zur Nutzung der TV-Bänder im UHF-Bereich [97–101]. Hier zielt ein Großteil der CR-Studien auf die Nutzung dieser Frequenzbänder und den Television White Space (TVWS) [102]. Auf europäischer Ebene befasst sich das COGNITIVE radio systems for efficient sharing of TV white spaces in EUROPEAN context (COGEU)-Projekt intensiv mit der zukünftigen Nutzung dieser Bänder, die als Breitband-Internetzugang für CR-Systeme angedacht sind [103, 104]. Die COGEU-Projektgruppe stellt hierbei die Möglichkeit über eine TVWS-Datenbank und einem Spektrums-Broker eine zusätzliche Plattform zur Frequenzvergabe zu schaffen. Die geolokalen TVWS-Datenbanken nehmen hierbei - ähnlich wie bei den

Nutzungsvorschriften der TVWS in den USA [105] - eine zentrale Rolle ein. Diese Datenbanken beinhalten die geolokal verfügbaren TVWS, die anhand von Wellenausbreitungsmodellen und definierten Schutzabständen zu lizenzierten und somit bekannten Rundfunksendern berechnet wurden. Entsprechende Berechnungen für interferenzfrei nutzbare TVWS im europäischen Raum sind z.B. in [15] oder [106] gegeben. Die geolokalen TVWS-Datenbanken sind somit die Hauptinformationsquelle für die lokale Nutzung von TVWS und stellen nach [103] diese Informationen einerseits einem Spektrums-Broker für eine sekundäre lizenzierte Frequenzvergabe und andererseits den darauf zugreifenden White Space Devices (WSD) zur lizenzfreien Spektrumsnutzung zur Verfügung. Zur Verbesserung der geolokal verfügbaren TVWS ist eine optionale Schnittstelle zu einem lokalen Spektrum-Monitoring-System vorgesehen. Konkret wird in [107] mit dem IEEE 1900.6b ein Spectrum-Sensing-Verfahren für die Erweiterung der TVWS-Datenbank vorgestellt. Über das angeschlossene Spektrum-Monitoring-System können weitere TVWS aufgespürt und der TVWS-Datenbank zur zusätzlichen Spektrumsvergabe zur Verfügung gestellt werden. In [107] zeigen Untersuchungen, dass über dieses Spektrum-Sensing allein im UHF-Band zwischen 24 MHz und 240 MHz zusätzliches Frequenzspektrum zur zusätzlichen Frequenzvergabe detektiert werden konnte. Diese Studie zeigt somit eindrucksvoll, wie ineffizient das Frequenzspektrum innerhalb der TV-Bänder genutzt und wie inkonsistent die zugrundeliegenden Senderdatenbanken sind. Aus diesem Grund setzt sich diese Arbeit intensiv mit der Nutzung der TV-Bänder im UHF-Band IV und V auseinander. Die aktuelle Notwendigkeit einer Nutzungsstudie dieser Frequenzbänder wird mit der ITU Empfehlung ITU-M 2083 aus dem Jahr 2015 unterstrichen, die sich mit der Frequenzplanung nach 2020 auseinandersetzt [108]. Die zukünftige Nutzung dieser Bänder für Rundfunk und Mobilfunk, wie sie z.B. in [109] oder [110] vorgeschlagen ist, kann letztlich nur durch eine entsprechende Erfassung des Ist-Zustandes abschließend beurteilt werden. Da das UHF-Band IV und V - ursprünglich für den reinen Rundfunkbetrieb vorgesehen - in den letzten Jahren starken Veränderungen unterzogen war, fasst Abb. 2.3 die Frequenzbandaufteilung nach der Reallokationen der Frequenzkanäle im Rahmen der Digitalen Dividende I und II zusammen. Nach der Umstellung von analogen zu digitalem Fernseh Rundfunk hat die Digitale Dividende I im Jahr 2010 den Weg für flächendeckenden, mobilen

Internetzugang geebnet. Mit der Einführung des Standards DVB-T2 erfährt der digitale Rundfunk eine weitere Effizienzsteigerung und resultiert in einem weiteren Frequenzgewinn. Dieser wird in der Digitalen Dividende II für eine Verbesserung des mobilen Internetzugangs genutzt. Die Pfeile in Abb. 2.3 symbolisieren jeweils die Veränderungen in der Frequenzallokation durch die Digitale Dividende I bzw. II.

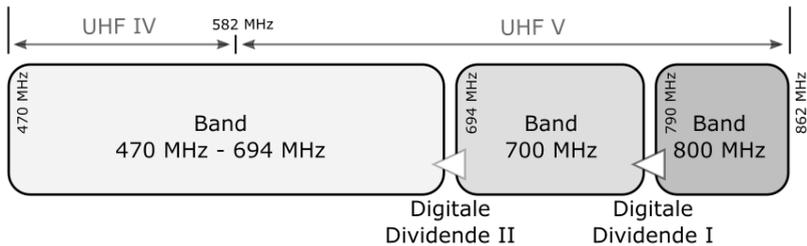


Abb. 2.3: Reallokationen im UHF Band IV und V im Rahmen der Digitalen Dividenden [111]

Die UHF-Bänder IV und V stehen jedoch nur beispielhaft in dieser Arbeit als Ausschnitt für das gesamte Frequenzspektrum von Extreme Low Frequency (ELF) bis Extreme High Frequency (EHF). Ohne Zweifel können die Erkenntnisse dieser Arbeit auf andere Frequenzbänder übertragen werden. Eine gesamtheitliche Untersuchung aller Frequenzbänder würde jedoch den Rahmen dieser Arbeit sprengen und zudem den Erkenntnisgewinn nicht steigern. Im Folgenden werden in aller Kürze die einzelnen Funkstandards vorgestellt, die im betrachteten Frequenzbereich angesiedelt sind. Da der analoge TV-Betrieb, mit den Standards Phase Alternating Line (PAL), National Television System Committee (NTSC) und Sequential Color with Memory (SECAM), weltweit ausläuft, werden diese Standards hier nicht vorgestellt.

DVB-T und DVB-T2

Bereits seit 1998 nutzen alle Länder dieser Welt mindestens einen Standard aus der Digital Video Broadcast (DVB) TV Familie [112], sei es DVB-T (Terrestrial), DVB-S (Satellite) oder DVB-C (Cable). DVB-T wird in den UHF-Bändern IV und V eingesetzt und ist z.B. in Deutschland seit 2008 als Gleichwellennetz flächendeckend installiert. Hierbei

benötigt DVB-T gegenüber den analogen Rundfunkstandards bei gleicher Reichweite eine geringere Sendeleistung und kann eine wesentlich höhere Datenrate und somit eine höhere Bildqualität gewährleisten [112]. Die Umstellung von DVB-T zu DVB-T2 erfolgte letztlich 2018 und brachte die sogenannte zweite digitale Dividende mit sich.

Beide Standards basieren auf dem bekannten OFDM-Zugriffsverfahren. Während DVB-T jedoch die Moving Pictures Experts Group Standard 2 (MPEG-2)-Codierung verwendet, kommt bei DVB-T2 die wesentlich effizientere High Efficiency Video Coding (HEVC)-Codierung zum Einsatz. Darüber hinaus ist bei DVB-T2 ein Modulationsalphabet von bis zu QAM-256 vorgesehen. DVB-T hat hingegen nur ein Modulationsalphabet von maximal QAM-64. Auch die Anzahl der Subträger bzw. Unterkanäle hat sich bei DVB-T2 entsprechend erhöht. Eine detaillierte Beschreibung der beiden Standards ist in [113] bzw. [114] gegeben. Für den DVB-T2-Standard ist keine Spektrumsmaske definiert. Hier ist nach [115] die Spektrumsmaske von DVB-T nach GE06 vorgesehen. Abbildung 2.4 zeigt diese Spektrumsmaske für ein Kanalaraster von 8 MHz nach [113, 116, 117] für die Sendeleistungen mit einer Equivalent Radiated Power (ERP) von 50 kW und 100 kW. Die abgebildete rechteckförmige Spektrumsmaske ist charakteristisch für OFDM-Verfahren und gilt für den DVB-T und DVB-T2 Standard.

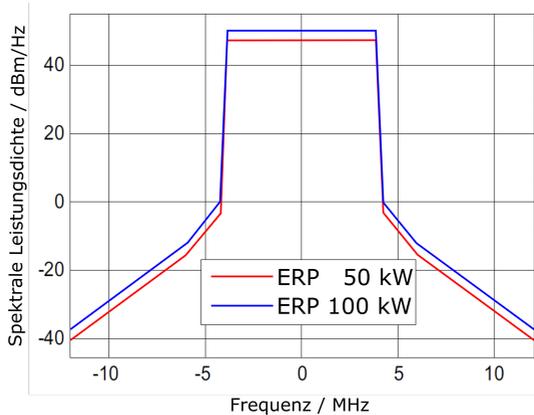


Abb. 2.4: Spektrumsmaske nach dem DVB-T und DVB-T2 Standard

Analoge und digitale Funkmikrophone

Neben Rundfunksignalen wird das UHF-Band IV und V traditionell für Funkkommunikation bei PMSE genutzt. Typische Beispiele für derartige Veranstaltungen sind Konzerte, Motorsportrennen oder im Extremfall Olympische Spiele. Hier kommt eine Vielzahl von Funkequipment zum Einsatz, insbesondere drahtlose Mikrophone. Nach den Standards der amerikanischen FCC [118] werden diese Mikrophone als Part 74 Geräte benannt bzw. als Low Power Auxiliary Station (LPAS) klassifiziert. Sie nutzen das UHF-Band IV und V als Sekundärnutzer mit einem vorgesehenen Kanalraster von 25 kHz und einer maximalen Signalbandbreite von 200 kHz [119–121]. Zur Übertragung kommt meist eine analoge Frequenzmodulation zum Einsatz, deren Spektrumsmaske von European Telecommunications Standards Institute (ETSI) in [122] spezifiziert wurde. Der gewählte Frequenzhub der Frequenzmodulation (FM) variiert hierbei je nach Hersteller und ist zudem von der übertragenen Sprachnachricht abhängig. In [123] sind hierzu Beispiele für Frequenzspektren eines nieder- bzw. hochfrequenten Sprachsignals gegeben. Weitere Beispiele für reale Szenarien wie z.B. Non Line Of Sight (NLOS)-Übertragungen sind in [124] zu finden. Bei ausreichender Auflösungsbandbreite des Leistungsdichtespektrums kann man in diesen Beispielen die Seitenschwingungen erkennen, die sich anhand des Besselfunktionsdiagramms mit den entsprechenden Modulationsindizes errechnen lassen [125]. Digitale PMSE-Geräte verwenden meist PSK- oder QAM-Verfahren [126] zur Übertragung unter Einhaltung der Spezifikationen in [122]. Die Sendeleistung der LPAS ist auf 250 mW im UHF-Bereich begrenzt, wobei 85 % dieser Part 74 Geräte mit einer Sendeleistung kleiner 50 mW operieren [123]. Zudem wirkt sich die meist geringe Antennenhöhe negativ auf die Wellenausbreitung aus [127]. Die Frequenzplanung von Funkmikrophonen für PMSE ist somit ein weiteres Beispiel für ein ineffizientes Spektrum-Management.

In diesem Zusammenhang ist das Cognitive Programme Making and Special Events (C-PMSE) Projekt aus dem Jahr 2011 zu nennen. Dieses Forschungsprojekt setzte erstmals in der Messe Berlin ein verteiltes Sensornetzwerk für ein CR-System nach den Vorgaben aus [128] um. Das konzeptionierte und realisierte CR-System im PMSE-Umfeld besteht im Wesentlichen aus den vier folgenden Bausteinen: Spektralanalysatoren (Scanning Receiver Subsystem), Frequenzkoordinator (Frequency

Coordinator), einer CR-fähigen PMSE-Basisstation (cognitive-enabled PMSE base station) und auch adaptiven PMSE-Mobilgeräte (adaptable PMSE mobile stations). Insbesondere das Scanning Receiver Subsystem ermöglichte in diesem Projekt eine Evaluation und Validierung des CR-Konzepts in einem realistischen Szenario [129,130]. Ein wichtiges Resultat dieses Projekts ist z.B. die Aufstellung eines Kanalmodells für große Veranstaltungsräume zur besseren Prediktion des Empfangsbereichs eines Professional Wireless Microphone Systems (PWMS) [131].

Wireless Regional Area Network IEEE 802.22

Der IEEE 802.22-Standard definiert ein Wireless Regional Area Network (WRAN), das erstmals die CR-Technologie umsetzt. Hierbei nutzt der IEEE 802.22-Standard die *White Spaces* in den TV-Bändern von 54 MHz bis 862 MHz. Typisches Anwendungsszenario ist die drahtlose Versorgung von dünn besiedelten bzw. ländlichen Regionen, deren Anbindung über kabelbasierte Breitband-Zugangsmöglichkeiten unwirtschaftlich ist. Bereits 2004 hat die amerikanische Aufsichtsbehörde FCC die Nutzung der TV-Bänder ohne Lizenzpflicht unter der strengen Voraussetzung freigegeben, dass keine Interferenzprobleme mit lizenzierten TV-Sendern entstehen. Seit 2012 sind in den USA entsprechende TVWS-Datenbanken im Einsatz, die geolokale Informationen über berechnete TVWS beinhalten. TVWS-Geräte können auf diese Datenbanken zugreifen und als sekundäre Nutzer entsprechende Frequenzkanäle für eine bestimmte Zeit nutzen [132]. Je nach länderspezifisch vorliegendem Kanalraster wird zur TVWS-Nutzung der IEEE 802.22-Standard mit der entsprechenden Signalbandbreite gewählt: 6 MHz, 7 MHz oder 8 MHz. Auch der IEEE 802.22-Standard verwendet hierbei ein OFDM-Verfahren zur effizienten Frequenznutzung [133,134]. Sowohl die Anzahl der Unterträger als auch die Signalbandbreite unterscheiden sich jedoch von den DVB-Signalen und somit sind beide Funkstandards anhand ihrer Spektrumsmaske unterscheidbar.

LTE und LTE Advanced

Mit Long Term Evolution (LTE) bzw. LTE Advanced (LTE-A) wird der Mobilfunkstandard der vierten Generation bezeichnet. Er wurde in Deutschland mit den frei gewordenen Frequenzen der ersten digitalen Dividende eingeführt und hat die Grundstruktur des vorangegangenen

3G-Standards, Universal Mobile Telecommunications System (UMTS), übernommen. LTE verwendet im Downlink OFDM-Verfahren sowie MIMO-Technologien für Spatial Multiplexing und im Uplink ein Single Carrier Frequency Division Multiple Access (SC-FDMA)-Verfahren [135, 136]. SC-FDMA ist ein Einträgerzugriffsverfahren und OFDM technisch sehr ähnlich, wobei es geringere Leistungsschwankungen (*engl. Peak to Average Power Ratio (PAPR)*) aufweist und somit eine einfachere Leistungsverstärkung auf Seiten des Mobilgeräts ermöglicht [137]. Darüber hinaus verfügt LTE über eine große Flexibilität bzgl. des Kanalarasters. Hier sind folgende Optionen vorgesehen: 1,4 MHz, 3 MHz, 5 MHz, 10 MHz, 15 MHz und 20 MHz. Je nach Kanalaraster setzt sich das Übertragungssignal aus einer unterschiedlichen Anzahl an Unterträgern bzw. Ressource-Blocks zusammen. Ein Unterträger hat eine Bandbreite von 15 kHz und ist QAM moduliert. Zwölf dieser Unterträger werden jeweils zu einem Ressource-Block zusammengefasst. Ein Ressource-Block ist die kleinste Einheit, die einem LTE-Gerät zugewiesen werden kann. Für die oben gelisteten Kanalarasteroptionen ergibt sich folgende Anzahl an Ressource-Blocks: 6, 15, 25, 50, 75 und 100. Die jeweils resultierende Spektrumsmaske ist in [138] dargestellt und unterscheidet sich somit von IEEE 802.22 und DVB. LTE wird auch die Grundlage der fünften Mobilfunkgeneration sein. Jedoch werden kleinere Zellgrößen und *Massive Beamforming* wesentliche Bestandteile der 5G-Architektur werden, um höhere Datenraten und geringere Latenzzeiten zu ermöglichen [61].

2.1.3.2 Frequenzplan in den UHF-Bändern IV und V

Wie bereits in Kapitel 2.1.1 thematisiert, erstellen die nationalen Regulierer für ihr jeweiliges Hoheitsgebiet einen Frequenzplan, der die Funkdienste für die jeweiligen Frequenzbänder beinhaltet. Meist wird hier zu dem jeweiligen Funkdienst auch das verwendete Kanalaraster, die Kanalbandbreite und die maximal zulässige Sendeleistung angegeben. Im UHF-Band IV und V sind für Deutschland z.B. folgende Dienste aufgeführt:

- Rundfunkdienst für Fernseh-Rundfunk,
- Mobiler Landfunkdienst für Funkmikrophone, Betriebsfunk und Reportagefunk,

- Nicht-navigatorischer Ortungsfunkdienst für Windprofil-Messradar und
- Radioastronomiefunkdienst.

In Abb. 2.5 ist der Frequenzplan für das UHF-Band IV und V grafisch dargestellt. Der Fernseh-Rundfunkdienst nutzt diese Bänder aktuell als primärer Nutzer mit einem Kanalraster und einer Kanalbandbreite von 8 MHz. Der mobile Landfunk nutzt die UHF-Bänder IV und V als sekundärer Nutzer. Hierbei ist für Funkmikrophone ein Kanalraster von 25 kHz und eine Kanalbandbreite von 200 kHz vorgesehen. Die maximale Sendeleistung ist mit 50 mW ERP angegeben. Für den Betriebsfunk und Reportagefunk ist kein Kanalraster vorgesehen. Der Betriebsfunk hat hierbei eine Kanalbandbreite von 20 kHz und eine maximale Sendeleistung von 30 W ERP. Der Reportagefunk hat eine Kanalbandbreite von 300 kHz und eine maximale Sendeleistung von 250 W ERP. Abb. 2.5 bezieht sich auf den aktuellen Frequenzplan der Bundesrepublik Deutschland, der nach § 54 des Telekommunikationsgesetzes von der BNetzA erstellt und unter [139] veröffentlicht ist. Ein entsprechender Frequenzplan für die USA ist zum Vergleich ebenfalls über das Internet zugänglich und z.B. über das öffentliche Projekt „SpectrumWiki [140]“ verfügbar.

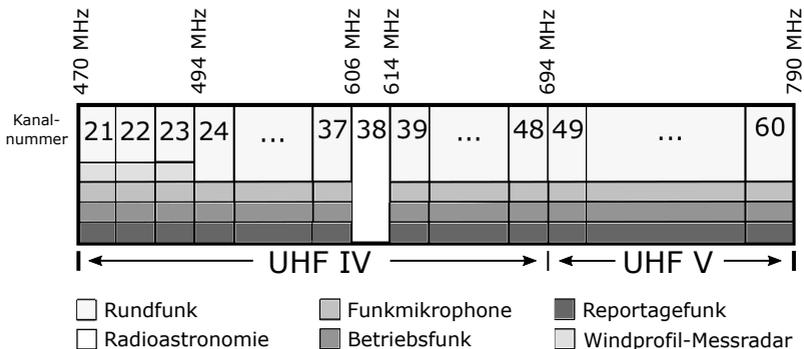


Abb. 2.5: Frequenzplan für das UHF-Band IV und V

2.1.3.3 Frequenzliste in den UHF-Bändern IV und V

Eine nationale Spektrum-Management-Frequenzliste, im Folgenden Senderdatenbank genannt, beinhaltet im Allgemeinen alle *Assignments* bzw. *Allotments* im Hoheitsgebiet eines Regulierers. Im konkreten Fall der UHF-Bänder IV und V beinhaltet diese Senderdatenbank ausschließlich Einträge für terrestrische Dienste. Die Einträge resultieren aus der IFL, die von der ITU gemäß Artikel 20 der Radio Regulations mittels des Master International Frequency Register (MIFR) erstellt und mit der BR-IFIC für die terrestrischen Dienste alle zwei Wochen den Regulierungsbehörden zur Verfügung gestellt wird. Das MIFR beinhaltet international anerkannte *Assignments*, die von anderen Regulierungsbehörden so zu berücksichtigen sind, dass keine kritischen Interferenzen für den Lizenzinhaber entstehen. Es stellt somit ein verlässliches Schutzrecht für den Lizenzinhaber dar. Nachteilig an diesem System ist, dass die ITU keine Anreize setzt, um veraltete Einträge von inaktiven Sendern im MIFR zu löschen. Oftmals finden sich im MIFR veraltete Einträge, die ein effizienteres Spektrum-Management erschweren. Des Weiteren werden im MIFR nur die Lizenzdaten der Sender angegeben. Informationen über die eigentlichen Betriebsdaten der Sender liegen in der MIFR nicht vor. Da die Einträge im MIFR Schutzrechte für den Lizenzinhaber darstellen, werden hier folglich die maximal zulässigen Sendeparameter angegeben, um sich zusätzlich vor möglichen Interferenzen aus benachbarten Gebieten zu schützen. Diese Praxis behindert somit zusätzlich die Realisierung eines effizienteren Spektrum-Managements. Eine entsprechende Kontrolle über ein angebundenes Spektrum-Monitoring-System könnte hier zu einer entscheidenden Verbesserung beitragen.

Im Folgenden wird die in dieser Arbeit verwendete Senderdatenbank vorgestellt. Es handelt sich hierbei nicht um einen Auszug der BR-IFIC, sondern um die öffentlich zugängliche Rundfunk-Senderdatenbank der BNetzA. Diese ist äquivalent zum BR-IFIC-Auszug und beinhaltet nicht nur Sender im Hoheitsgebiet der Bundesrepublik Deutschland, sondern auch alle Sender in den Koordinierungszonen der Nachbarländer. Ein Beispiel für einen Sendereintrag in dieser Datenbank ist im Anhang A.1 gegeben. Die Datenbank war zudem bereits Grundlage für verschiedene Studien zur Auswertung der TVWS in Deutschland [106, 109, 141, 142] und ist somit eine verlässliche, wissenschaftlich geprüfte

Quelle. Diese öffentliche Senderdatenbank enthält alle relevanten Parameter zur Berechnung der Rundfunknetzabdeckung in Deutschland. Im Detail charakterisiert eine Senderposition gepaart mit einer Sendefrequenz einen eindeutigen Lizenzierungseintrag in der Senderdatenbank. Eine Senderposition kann somit mehrere Einträge in der Datenbank mit unterschiedlichen Frequenzen haben. Ferner werden zu jedem Datenbankeintrag die Positionsdaten des Senders im World Geodetic System (WGS) 84-Format, die effektive Sendehöhe, die Sendeleistung in ERP, die Antennenpolarisation, die Antennencharakteristik und ein Designation of Emission (DoE) gespeichert. Diese ITU-spezifische DoE beinhaltet Informationen über die Kanalbandbreite, die Trägermodulation, die Signalmodulation, Information über die Nachrichtenart (Telegrafie, Television, etc.), Signaldetails meist analogen Rundfunk betreffend und letztlich Informationen über das verwendete Multiplexverfahren [5]. Im Wesentlichen deckt die DoE analoge Übertragungsprotokolle ab, die nach wie vor in Verwendung sind. Digitale Übertragungssysteme, nach dem oben beschriebenen DVB-Standard, werden durch den DoE nur unzureichend beschrieben. Für die DVB-T Sender in der verwendeten Datenbank ergibt sich z.B. folgender Code: „8M00X7FXF.“ Die ersten vier Symbole stehen hierbei für das vorgesehene 8 MHz Kanalaraster. Der Hauptträger ist nicht mit einem analogen Modulationsverfahren moduliert und wird deshalb mit einem „X“ gekennzeichnet. Die folgende „7“ gibt an, dass mehr als zwei Unterkanäle des Signals digitale Informationen beinhalten. Das „F“ an der siebten bzw. neunten Position gibt an, dass es sich um ein Fernsehsignal bzw. um ein Frequenzmultiplexverfahren handelt. Das „X“ an der achten Stelle des Codes gibt keine Informationen über Signaldetails bekannt, da es sich um ein digitales Rundfunksignal handelt. Für eine umfassende Beschreibung des DoE sei auf [5] verwiesen.

Zusammenfassend können aus der verwendeten Senderdatenbank alle notwendigen *a priori* Informationen zur Spektrumsplanung gewonnen werden, wie z.B. in [141] oder [106] zur TVWS-Berechnung in Deutschland durchgeführt wurde. Informationen zu den verwendeten Signalparametern, wie z.B. dem Modulationsalphabet, sind in dieser Datenbank nicht verfügbar. Infolgedessen fließen in diese Arbeit weitere Informationen aus der Wittsmoor-Liste [143] des Institut für Rundfunktechnik (IRT) mit ein. Die Wittsmoor-Liste enthält für alle Senderstandorte

innerhalb Deutschlands die verwendeten DVB-spezifischen Sendeparameter, wie z.B. Guard Interval oder Datenrate. Aus der Wittsmoor-Liste geht unter anderem hervor, dass alle Rundfunksender in Deutschland als Modulationsalphabet eine 16-QAM verwenden. Hier unterscheidet sich das Rundfunknetz von den Rundfunknetzen der Nachbarländer, die z.T. höhere Modulationsalphabete verwenden und somit das Frequenzspektrum effizienter nutzen [91].

2.2 Spektrum-Monitoring-Systeme

2.2.1 Aufgaben eines modernen Spektrum-Monitoring-Systems

Spektrum-Monitoring ist zweifelsohne eine der Schlüsselfunktionen eines jeden Spektrum-Management-Systems. Es dient dem Spektrum-Management symbolisch als „Augen und Ohren [3]“ indem es eine direkte Rückmeldung über die aktuelle Spektrumsnutzung liefert. Durch die stetig ansteigende Nutzung von Funktechnologien wird eine umfassendere Beobachtung des Frequenzspektrums unumgänglich, um auch in Zukunft eine zuverlässige Funkkommunikation zu sichern. Allein die eindeutige Zuweisung von Sendeparametern von Seiten des Frequenzplanungsprozesses gewährleistet nicht, dass die Zuteilungsparameter auch entsprechend eingehalten werden [3]. Zu den typischen Aufgaben eines Monitoring-Systems gehören deshalb im Allgemeinen [6, 144]:

- Die Überwachung von Funkemissionen in Bezug auf ihre Zuteilungsparameter,
- das Messen der spektralen Frequenzbelegung zur Analyse der Frequenzbandnutzung,
- Interferenzmessungen,
- das Aufspüren bzw. Orten von illegalen Sendern,
- die Inspektion von Sendeanlagen und
- die Erstellung von Kompatibilitätsstudien.

Die Historie des Spektrum-Monitorings und der Funkpeiltechnik, einem wichtigen Bereich des Spektrum-Monitorings, geht dabei einher mit der

Erforschung der elektromagnetischen Wellen. So wurde z.B. das erste Peilprinzip von *Bellini* und *Tosi* bereits im Jahr 1907 entwickelt [145]. Es besteht aus der Kombination von zwei gekreuzten Richtantennen, an denen ein drehbares Spulengoniometer zur Richtungsbestimmung angeschlossen ist [146]. Die Funkpeiltechnik bezieht sich hier auf die Detektion von Signalquellen im Raum, während sich das Spektrum-Monitoring im Allgemeinen auf die Detektion von Signalen im Frequenzbereich bezieht. Bei der dafür erforderlichen Spektrumsanalyse mittels einer omnidirektionalen Antenne zur Messung der spektralen Frequenzbelegung, auch unter der Bezeichnung „Panorama-Scan [147]“ bekannt, geht die Empfängertechnik mit der Entwicklung der neusten Sendertechnik einher. Das Messequipment eines Spektrum-Monitoring-Systems hat hierbei besonderen Anforderungen zu genügen, welche in den entsprechenden ITU-Recommendations [20,148] festgelegt sind. Die Vorgaben an ein Spektrum-Monitoring-System gehen dabei eindeutig hin zu einem voll automatischen System, welches automatisch Messungen an ausgewählten Standorten ausführt, diese Messungen automatisch auswertet und zudem einen entsprechenden Monitoring-Report automatisch erstellt. Praktisch ist ein solches vollautomatisches System jedoch noch nicht realisiert worden [149]. Ein entsprechendes Vorwissen über das laut Plandaten zu erwartende Leistungsdichtespektrum ist für die oben beschriebenen Automatismen essentiell. Das erste Konzept zu einem automatisierten Spektrum-Monitoring unter Berücksichtigung von Spektrumsplandaten hat *Vaccani* im Jahr 1989 präsentiert [2], indem er ein Messsystem mit einer Senderdatenbank kombinierte. Eine Weiterentwicklung eines solchen Systems mit der Intension einer effizienteren Spektrumsplanung ist z.B. in [150] oder [149] zu finden. *Liu* beschreibt in [149] aus dem Jahr 2013 ein weiteres kritisches Problem des Spektrum-Managements, das nach wie vor in gewissen Regionen eine dynamischere Frequenzvergabe verhindert: das manuelle und nicht-digitalisierte Spektrum-Management. In diesem Fall kann ein automatisches Monitoring-System einen wesentlichen Beitrag liefern, um die vorliegenden Plandaten mit der tatsächlichen spektralen Frequenzbelegung zu verifizieren und erstmalig digital zu erfassen [151,152]. Nur über eine verifizierte Digitalisierung der Plandaten ist in diesen Regionen ein zuverlässiges und effizienteres Spektrum-Management zu erzielen, wie es z.B. mit dem Advanced Automated Spectrum Management System (AASMS) in [153] realisiert ist. Die ITU fasst die Aufgabenstellung

eines modernen Spektrum-Monitoring-Systems deshalb als interaktiven Prozess mit dem Spektrum-Management nach Abb. 2.6 zusammen. In dieser Kombination erhält das Spektrum-Monitoring-System *a priori* Informationen über die Plandaten des Spektrum-Management-Systems und liefert Auswertungen über die tatsächlich lokal vorliegende Spektrumsnutzung zurück. Die gemeinsame Darstellung von Management- und Monitoring-Daten wird in [3] als erstes noch zu erreichendes Ziel deklariert.

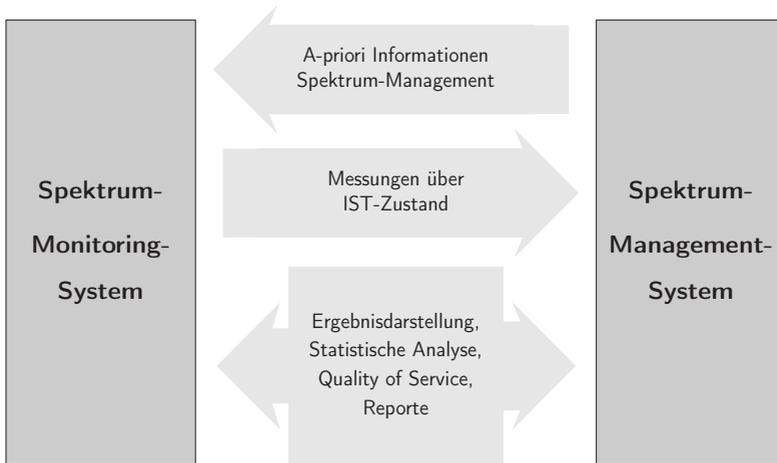


Abb. 2.6: Automatisierte Kollaboration von Spektrum-Monitoring- und Spektrum-Management-Systemen [3]

Die *a priori* Informationen aus dem Spektrum-Management-System wurden in Kapitel 2.1.3 bereits vorgestellt und beinhalten unter anderem technische Details über die vorliegenden Signale am Monitoring-Standort. Diese bekannten Signalparameter werden in dieser Arbeit als Grundlage für die im Monitoring-Prozess zu extrahierenden Signalmerkmale verwendet und im Kapitel 2.3 näher erläutert. Das Spektrum-Monitoring-System liefert letztlich dem Spektrum-Management-System aktuelle Informationen über die lokal vorliegende spektrale Frequenzbelegung und ermöglicht somit erst eine Verifizierung der Plandaten. Über die Automatisierung dieser Schnittstelle von Spektrum-Management und Spektrum-Monitoring ist es somit möglich, die Ergebnisse aus

den Kalkulationen beider Systeme gemeinsam darzustellen und entsprechende Rückschlüsse für die zukünftige Frequenzplanung zu ziehen. Darüber hinaus ermöglicht diese definierte Schnittstelle verschiedene weitere Auswertungen, wie z.B. eine Evaluierung über die lokal vorliegende Servicequalität oder die sofortige Detektion von unlicenzierten Funkemissionen.

Eine stringente Umsetzung des in Abb. 2.6 dargestellten Systems ist bis heute jedoch nicht bekannt, da diese Realisierung eine Festlegung der zu verifizierenden Signalmerkmale erfordert und diese von der ITU nicht vorgegeben wird. Aktuelle Monitoring-Studien an den unterschiedlichsten Standorten und von den unterschiedlichsten Forschungsgruppen berücksichtigen auch aus diesem Grund keine *a priori* Informationen aus dem Spektrum-Management und können somit keine Rückschlüsse auf die vorliegenden Plandaten liefern.

In [24, 154, 155] sowie [23] werden Zusammenfassungen zu bisherigen Spektrum-Monitoring-Studien gegeben. Als wesentliche Erkenntnis dieser Studien ist festzuhalten, dass unabhängig von Ort, Messaufbau und gemessenem Frequenzbereich jeweils eine Unterbelegung des Spektrums festgestellt wird. Sowohl das Messequipment als auch der Algorithmus zur Signaldetektion divergiert jedoch von Messstudie zu Messstudie. Es ist folglich nicht möglich die einzelnen Auswertungen dieser Messkampagnen und insbesondere die Belegung der einzelnen Frequenzbänder objektiv zu vergleichen. Darüber hinaus wird in keiner der zahlreichen Studien wie z.B. in [11, 22, 156–159] ein Vergleich zu den vorhandenen Plandaten des Spektrum-Managements gezogen oder zumindest ein Referenzwert angegeben, ab welchem Prozentwert ein Frequenzband schwach oder stark belegt ist. Gerade für den UHF-Bereich und insbesondere für die TV-Frequenzbänder ist ein Vergleich mit den Spektrum-Management-Plandaten aber möglich, da die TV-Sender in den meisten Ländern als Senderdatenbank der Öffentlichkeit zur Verfügung stehen. Einen sehr anschaulichen Fall für eine Frequenzplanung basierend auf Monitoring-Daten zeigt die Veröffentlichung zur Fußballweltmeisterschaft 2012 in [160]. Hier werden in Kiew Messkampagnen zur späteren Frequenzplanung von Terrestrial Trunked Radio (TETRA)- und Satellite News Gathering (SNG)-Stationen, Funkmikrofonen und drahtlosen Fernsehkameras in den Frequenzbereichen durchgeführt. Die Studie konzentriert sich dabei auf Teilbereiche des Frequenzspektrums von

wenigen hundert Megahertz im Frequenzbereich zwischen 170 MHz und 2400 MHz. Eine vorherige Analyse der vorliegenden Frequenzplanung wird bei der Vorbereitung des PMSE nicht einmal in Erwägung gezogen und zeigt somit deutlich das Vertrauen der zuständigen Regulierungsbehörde in die Konsistenz der Frequenzplandaten.

Zusammenfassend ist die Kooperation eines Spektrum-Monitoring-Systems mit einem übergeordneten Spektrum-Management-System bereits seit geraumer Zeit ein wichtiges Thema. Eine entsprechende Umsetzung dieser anspruchsvollen Zielsetzung ist jedoch, wie bereits in Kapitel 1 thematisiert und aus obiger Literaturzusammenfassung ersichtlich, nach wie vor noch nicht in greifbarer Nähe. Diese Arbeit setzt sich mit der Umsetzung eines automatischen Spektrum-Monitorings für das Spektrum-Management konkret auseinander und löst diese Aufgabe beispielhaft für das UHF-Frequenzband IV und V. Die aus dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse können deshalb auch für die Analyse anderer Frequenzbänder sehr wichtige Aspekte liefern. Die vorgestellten Signalparameter zur Signalidentifikation sind sehr gezielt für dieses Frequenzband ausgewählt. Die Vorgehensweise und der Grundgedanke können auch für andere Frequenzbänder übernommen und gegebenenfalls erweitert werden. Im nachfolgenden Kapitel 2.2.2 werden ein Spektrum-Monitoring-Konzept und die Anforderungen an die einzelnen Monitoring-Stationen vorgestellt, um in Kapitel 2.3 letztlich auf die automatische Identifikation von Funkemissionen eingehen zu können.

2.2.2 Aufbau eines automatischen Spektrum-Monitoring-Systems

Die Ziele eines umfassenden Spektrum-Monitorings für ein effizienteres Spektrum-Management sind im vorigen Kapitel 2.2.1 bereits benannt worden und erfordern ein flächendeckendes Monitoring-System, auch Grid Monitoring Network (GMN) genannt [161]. Eine praktische Umsetzung dieses Konzepts ist z.B. das portugiesische Monitoring-System der Autoridade Nacional de Comunicações (ANACOM), vorgestellt in [162]. Bestenfalls zeichnet dieses das Frequenzspektrum 24 Stunden am Tag und 7 Tage in der Woche auf und analysiert dieses in Echtzeit. Ein nach diesen Vorgaben entworfenen Monitoring-System ist beispielhaft in Abb. 2.7 skizziert.

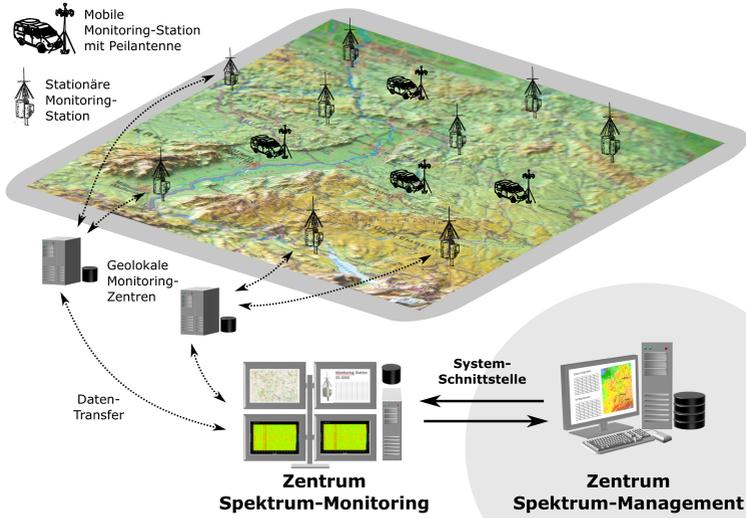


Abb. 2.7: Verteiltes Monitoring System

Das beispielhafte Monitoring-System in Abb. 2.7 verfügt zum einen über eine Schnittstelle zum übergeordneten Spektrum-Management-System und ist zum anderen mit einzelnen geolokalen Monitoring-Zentren vernetzt, die insbesondere als Zwischenspeicher und zusätzliche Analysezentren meist systemrelevant sind. Je nach lokal gegebener Infrastruktur kann die Anbindung der einzelnen Monitoring-Stationen an die lokalen Monitoring-Zentren kabelgebunden oder über eine entsprechende Funkverbindung erfolgen. Auch eine Cloud basierte Lösung, wie sie z.B. in [163] vorgestellt wird, ist möglich. Die z.T. sehr geringe Datenrate zu den einzelnen Monitoring-Stationen erfordert an dieser Stelle eine sehr starke Reduzierung der erfassten Messdaten. Bei den Monitoring-Stationen kann es sich zudem sowohl um stationäre als auch mobile Einheiten handeln. Ein luftgestütztes Spektrum-Monitoring ist für den zivilen Bereich eher ungewöhnlich und dessen spezielle Herausforderungen sind nicht Teil dieser Arbeit. An dieser Stelle wird auf *Egle* in [164] verwiesen, der sich intensiv mit diesem Thema auseinandersetzt. In dieser Arbeit wird von einem terrestrischen Monitoring-System ausgegangen, das über verteilte Monitoring-Stationen verfügt. Für die Positionierung

der Monitoring-Stationen im Feld ist zum einen eine entsprechende Standorterkundung (*engl. Site Survey*) nach [3] erforderlich, um z.B. nicht im Nahfeld leistungsstarker Sender zu messen und somit die Gefahr eines Übersteuerns des Messempfängers zu minimieren. Darüber hinaus ist die Größe der einzelnen Spektrum-Monitoring-Zellen, sprich das Observationsgebiet einer einzelnen Monitoring-Stationen abhängig von deren Position, nicht final zu bestimmen. Die Berechnung des Observationsgebiets ist nur über *a priori* Annahmen der vorliegenden Sender abzuschätzen. Hier geben die beiden ITU-Empfehlungen *ITU-R P.529-3* [165] und *ITU-R P.370-7* [166], oder auch *Möhring* in [167] einen Anhaltspunkt zur Abschätzung der Observationsgebiete. Abhängig von der bekannten, typischen oder geschätzten Senderantennenhöhe h_{TX} , der Empfängerantennenhöhe h_{RX} der Monitoring-Station, der Messfrequenz f_c und der angenommenen Sendeleistung P_{TX} kann mit einer 50 %igen Zeit- und Ortswahrscheinlichkeit eine Abschätzung über die Größe des Observationsgebiets getroffen werden. Abb. 2.9 zeigt die nach [165] berechnete Feldstärke in Abhängigkeit des entsprechenden Abstandes von Sender zu Empfänger d_{TXRX} .

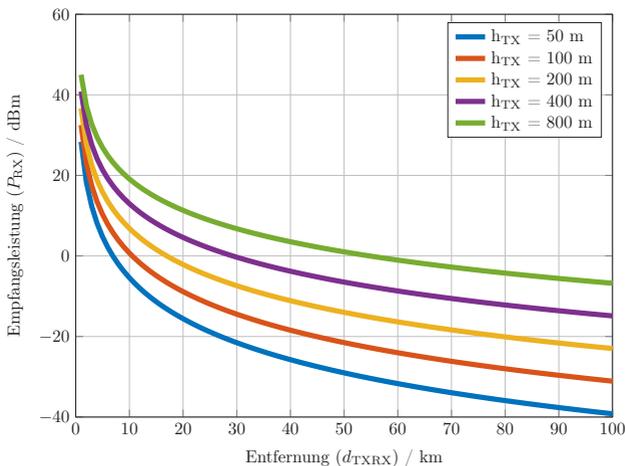


Abb. 2.8: Berechnung der Empfangsleistung P_{RX} für $f_c = 800$ MHz, $h_{RX} = 10$ m und $P_{TX} = 50$ kW

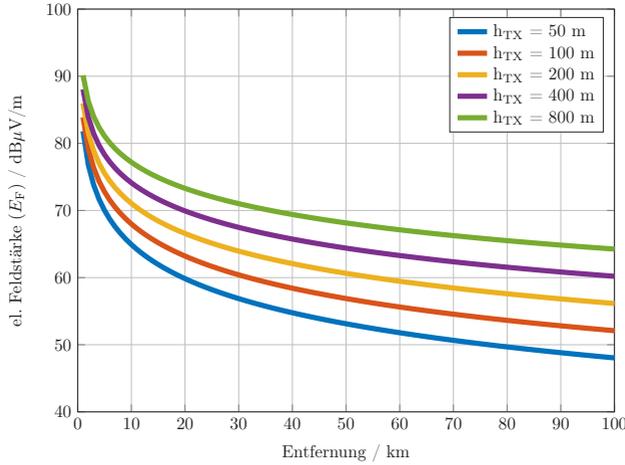


Abb. 2.9: Berechnung der el. Feldstärke E_F für $f_c = 800$ MHz, $h_{RX} = 10$ m und $P_{TX} = 50$ kW

Als Wellenausbreitungsmodell liegt der Berechnung das sehr bekannte Okumura-Hata-Modell für urbane Gebiete zugrunde. Zusätzliche ortsabhängige Einflüsse nach [166] werden nicht berücksichtigt. Aus der empirisch aufgestellten Okumura-Hata-Gleichung mit

$$L_{OH} = L_{FS} + A_{exc} + H_{cb} + H_{cm}, \quad (2.8)$$

wobei L_{FS} die Freiraumdämpfung, A_{exc} die Terrain-spezifische Pfaddämpfung als Funktion von Frequenz und Sender-Empfänger-Abstand und H_{cb} bzw. H_{cm} als Korrekturfaktoren für die Sender- bzw. Empfängerhöhe, wird über eine Kurvenanpassung die Gleichung für die Pfaddämpfung L_{OHU} in urbanen Gebieten ermittelt [168, 169]:

$$L_{OHU} = 69.55 - 26.16 \log(f_c) + 13.82 \log(h_{TX}) - a(h_{RX}) + (44.9 - 6.55 \log(h_{TX}) \log(d_{TXRX})). \quad (2.9)$$

Die Senderantennenhöhe h_{TX} bzw. Empfängerantennenhöhe h_{RX} ist in der Einheit [m], die Messfrequenz f_c in [MHz] und der Sender-Empfänger-Abstand d_{TXRX} in [km] in obige Gleichung einzusetzen. Die

Funktion a gibt einen Korrekturwert für das urbane Okumura-Hata-Modell an, dessen Berechnung z.B. in [165] oder [168] angegeben ist. Ausgehend von der Sendeleistung P_{TX} kann somit über die Pfaddämpfung L_{OHU} die Leistung am Empfängerstandort P_{RX} bestimmt werden. Die elektrische Feldstärke E_{F} ergibt sich folglich aus der Antennenwirkfläche A_{W} , dem Feldwellenwiderstand Z_0 und P_{RX} zu:

$$E_{\text{F}} = \sqrt{\frac{P_{\text{RX}}}{A_{\text{W}}}} Z_0. \quad (2.10)$$

Als Sendeleistung P_{TX} wird in obiger Gleichung zur Berechnung der elektrischen Feldstärke E_{F} ein Wert von $P_{\text{TX}} = 1$ kW (ERP) angenommen. Für die Berechnung der in Abb. B.1 dargestellten Ergebnisse wird diese an die Sendeleistung P_{TX} der Fernsehsender in Deutschland mit $P_{\text{TX}} = 50$ kW (ERP) angepasst. Es sei darauf hingewiesen, dass die Sendeleistung der TV-Sender in der Datenbank in ERP und nicht in Equivalent Isotropic Radiated Power (EIRP) angegeben ist. Dies wird bei der Berechnung in Abb. B.1 ebenfalls berücksichtigt, indem der Gewinn des Dipols gegenüber dem isotropen Strahler mit 2,15 dBi angenommen wird.

Weitere Feldstärkeberechnungen für die Frequenzen $f_c = 450$ MHz und $f_c = 800$ MHz sowie der Sendeleistung $P_{\text{TX}} = 50$ kW (ERP) und $P_{\text{TX}} = 100$ kW (ERP) sind im Anhang B aufgeführt. Für die Auslegung des Observationsgebiets einer einzelnen Monitoring-Station muss nun eine minimal detektierbare Feldstärke ingenieurmäßig bestimmt und eine Mindestantennenhöhe der Sender angenommen werden. Dies kann z.B. $E_{\text{F}} = 50$ dB μ V/m sein und $h_{\text{TX}} = 50$ m. Ausgehend davon ergibt sich nach den obigen Berechnungen für das UHF-Band IV und V aus Abb. 2.9 bzw. 2.8 ein Observationsgebiet mit einem Radius von 70 km. Dies ist eine wichtige Abschätzung für die Auslegung eines flächendeckenden Monitoring-Systems und zudem eine wichtige Grundlage für die Realisierung des Gesamtsystems.

Die einzelnen Monitoring-Stationen in Abb. 2.7 können unterschiedlich aufgebaut sein. So können die einzelnen Stationen für bestimmte Frequenzbereiche optimiert sein oder aus unterschiedlichen Komponenten bestehen. Z.B. können an einer Station horizontal polarisierte Antennen und an einer anderen Station vertikal polarisierte An-

tennen verwendet werden. Die Auswahl dieser einzelnen Komponenten ist stark abhängig von der *a priori* bekannten Infrastruktur des Sendernetzes. Im Idealfall verfügt eine Monitoring-Station jedoch über eine Empfangseinheit mit einer omnidirektionalen Antenne für einen Überblick der allgemeinen Spektrumsnutzung über einen großen Frequenzbereich (Frequenzspektrum-Scan), einen sogenannten „Abhänge-Empfänger [164]“ zur sehr detaillierten Analyse einzelner Signale im Zeitbereich und eine entsprechende Peilvorrichtung zur Ortung einzelner Funkemissionen. Anders als z.B. in [147] stellt ein Panorama-Scan in dieser Arbeit nicht nur ein reiner Frequenzspektrum-Scan dar. Er beinhaltet zudem noch eine Peilinformaton zu jeder Funkemission im aufgezeichneten Frequenzspektrums-Scan. Selbstverständlich kann bei einer gegebenen Zeitsynchronisation der Monitoring-Stationen auch eine TDoA basierte Ortung erfolgen, entweder Online, wenn eine entsprechende Datenschnittstelle von der Ortungs-Zentrale zu den Monitoring-Stationen vorliegt, oder Offline mit aufgezeichneten Messungen. Die Vor- und Nachteile von TDoA-Systemen gegenüber Peilern, die letztlich über eine Triangulation den gesuchten Senders ermitteln, ist z.B. in [170] oder [171] aufgeführt. Als wesentlicher Nachteil eines TDoA-Systems sind der hohe Informationsfluss zur Monitoring-Zentrale, die zwingend notwendige Zeitsynchronität der TDoA-Monitoring-Einheiten und die geringe Leistungsfähigkeit bei Schmalbandsignalen zu nennen.

In Abb. 2.10 ist links oben eine Monitoring-Station mit einer omnidirektionalen Antenne, einem Spektralanalysator und einer Steuer- sowie Aufzeichnungseinheit dargestellt. Diese Einheit übernimmt die Aufgabe des Frequenzspektrum-Scans und gibt somit einen allgemeinen Überblick über die lokal vorliegende Spektrumsnutzung. Der Frequenzspektrum-Scan ermöglicht bereits die Extraktion wichtiger Signalparameter wie z.B. Mittenfrequenz, Bandbreite oder vorliegende Feldstärke über der Zeit. Der oben angesprochene Abhänge-Empfänger ist rechts neben der Frequenzspektrum-Scan-Einheit in Abb. 2.10 dargestellt. Er dient zur Modulationsartenklassifikation bis hin zur Decodierung von Signalen. Diese Einheit liefert somit eine wichtige zusätzliche Informationsquelle zur eindeutigen Identifikation von Funkemissionen. In Abb. 2.10 ist diese Aufgabe durch das abgebildete Konstellationsdiagramm veranschaulicht. Beispielsweise kann somit über den Abhänge-Empfänger und ein entsprechendes analytisches oder ein Paralleltest-Verfahren das

Ziel einer modernen Spektrum-Monitoring-Einheit ist es, letztlich über eine intelligente Signalanalyse die Vielzahl an erfassten Messdaten zu filtern und die charakteristischen Signalmerkmale zu extrahieren. Die intelligente Signalanalyse ist durch den Trichter in Abb. 2.10 dargestellt und bildet die Schlüsselkomponente im vorgestellten Monitoring-System. Nur über eine entsprechende Reduktion der Messdaten auf die entscheidenden Signalparameter ist die umfangreiche Aufgabe eines flächendeckenden und echtzeitfähigen Spektrum-Monitorings zu erreichen. Die Aufgabe der intelligenten Signalanalyse im vorgestellten Spektrum-Monitoring-System ist es jedoch nicht, dass jedes erfasste Signal eindeutig identifiziert wird. Vielmehr besteht die Aufgabe darin, bekannte Funkstandards automatisch zu erkennen und somit den größten Teil der erfassten Funkemissionen automatisch zu identifizieren. Dies kann anhand der extrahierten Signalmerkmale erfolgen und ist Thema des folgenden Kapitels. Entsprechende Sonderformen von Signalen bedürfen hingegen nach wie vor einer manuellen Analyse durch einen Experten.

2.3 Multiple Parameterschätzung zur Identifikation von Funkemissionen

Bei der Aufgabe der Signalidentifikation bzw. der Signalerkennung handelt es sich nach *Kroschel* in [172] um die Wiedererkennung von bekannten Signalparametern auf Empfängerseite. Oft wird in der Literatur in diesem Zusammenhang auch von Mustererkennung gesprochen. Da es sich jedoch um die Detektion von bekannten Signalmerkmalen handelt, die mathematisch vollständig beschrieben werden können, wird in dieser Arbeit und in diesem Zusammenhang ebenfalls der Begriff der Detektion und nicht der Klassifikation von Signalparametern verwendet. Ein gutes Beispiel für die Mustererkennung bei Signalen - hier können die Signalmerkmale nicht vollständig mathematisch beschrieben werden - ist z.B. die Klassifikation von Audiosignalen zur Unterscheidung von verschiedenen Schnarchtypen [173]. Konkret geht es also in dieser Arbeit um die Aufgabe, Signalparameter aus einem verrauschten Empfangssignal zu extrahieren und dem sogenannten Entscheider zuzuführen. Dieser Entscheider kann anhand seines *a priori* Wissens über das Sendesignal, die entsprechenden Signalparameter detektieren und so das Signal anhand der individuellen Signalparameter wiedererkennen bzw. identi-

fizieren. Bei der Aufgabe der automatischen Signalerkennung besteht die besondere Aufgabe darin, Signalparameter zu definieren, die einen Signaltyp bzw. Funkstandard eindeutig charakterisieren und sich von anderen Funkstandards entsprechend unterscheiden [174].

In Kapitel 2.1.3 wurden bereits die *a priori* Informationen der Signale des UHF-Bands IV und V ausführlich vorgestellt. Dieser Frequenzbereich dient exemplarisch als Analysebereich in dieser Arbeit, da für diesen Frequenzbereich eine öffentlich zugängliche Frequenzliste vorliegt. Insbesondere geht es bei der Signalidentifikation in dieser Arbeit um die Verifikation von lizenzierten Funkemissionen aus der Spektrums-Management-Datenbank, auch Frequenzliste genannt. Als zu verifizierende Signalparameter können folgende Messgrößen angeführt werden:

- Mittenfrequenz f_c ,
- Signalbandbreite BW bzw. Einhaltung des Kanalarasters,
- el. Feldstärke E_F ,
- Spektrumsmaske und
- Empfangsrichtung der Funkemission über ein angeschlossenes Peilsystem.

Es ergibt sich somit ein Parametervektor W , der sich aus den gerade aufgeführten Signalparametern zusammensetzt:

$$W = (f_c, BW, E_F, R_{\text{CSM}}, \beta_B), \quad (2.11)$$

wobei R_{CSM} das Korrelationsergebnis der zu testenden Spektrumsmasken ist und β_B den ermittelten Peilwinkel angibt. Es ergibt sich somit ein multidimensionaler Parametervektor W in Abhängigkeit von den aus der Spektrum-Management-Datenbank *a priori* bekannten Signalparametern. Der Parametervektor in (2.11) ist folglich für die UHF-Bänder IV und V optimiert, kann jedoch für andere Frequenzbänder in Abhängigkeit der *a priori* vorliegenden Informationen beliebig reduziert oder erweitert werden. Beispielsweise könnte die Dauer der Kanalbelegung als weiterer Signalparameter berücksichtigt werden. Während in anderen Arbeiten z.B. in [175] meist ein Entscheidungsbaum zur Signalidentifikation angewandt wird, eröffnet der hier vorgestellte Ansatz neue Perspektiven. Anders als bei einem Entscheidungsbaum ist bei diesem

Ansatz ein einzelner Signalparameter nicht final entscheidend für die erfolgreiche Identifikation eines Signals.

Ausgehend vom Parametervektor W lässt sich anhand der Datenbank-Einträge und der gemessenen Parameter ein Fehlervektor w aufstellen. Hierbei wird der Erwartungswert der Parameter aus der Datenbank mit den messtechnisch bestimmten Parametern verglichen. Dies ist in (2.12) für den Parametervektor aus (2.11) angegeben:

$$w = (\hat{f}_c - f_c, \hat{B}W - BW, \hat{E}_F - E_F, \hat{R}_{\text{CSM}} - R_{\text{CSM}}, \hat{\beta}_B - \beta_B), \quad (2.12)$$

wobei mit „ $\hat{}$ “ die Messwerte und ohne „ $\hat{}$ “ die Signalparameter in der Spektrum-Management-Datenbank angegeben sind. Letztlich kann aus dem Fehlervektor w mit einer geeigneten Normierung und einer eventuellen Gewichtung der einzelnen Parameter eine anwendbare Kostenfunktion zur Identifikation von Funkemissionen erstellt werden. Aus dem Fehlervektor w wird somit ein skalarer Wert generiert. Im vorliegenden Fall wird hierfür zum Beispiel die Abweichung der Mittenfrequenz f_c im Vergleich zum Kanalraster berechnet. Ist die gemessene Mittenfrequenz \hat{f}_c gleich der angegebenen Mittenfrequenz f_c in der Datenbank, so ergibt sich für w_f ein maximaler Wert von Eins. Liegt die gemessene Mittenfrequenz außerhalb des vorliegenden Kanalrasters ergibt sich für w_f ein Wert von Null:

$$w_f = \begin{cases} 0 & \text{wenn } |\hat{f}_c - f_c| \geq |BW/2| \\ 1 - \frac{|\hat{f}_c - f_c|}{BW/2} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.13)$$

Eine Berechnung der Mittenfrequenzabweichung nach der ITU-Empfehlung SM.377-4 [176] wird nicht durchgeführt, da sie für die Signalidentifikation keinen Beitrag liefert. Die Berechnung nach [176] kann jedoch jederzeit zur Vollständigkeit des Monitoring-Ergebnisses *a posteriori* durchgeführt werden. Die Abweichung der gemessenen Signalbandbreite BW wird ebenfalls relativ zum Kanalraster angegeben. Wobei $w_{BW} = 1$ wieder den Idealfall angibt:

$$w_{BW} = \begin{cases} \frac{\hat{B}W}{BW} & \text{wenn } BW \geq \hat{B}W \\ \frac{BW}{\hat{B}W} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.14)$$

Da die Feldstärkeberechnung E_F an der Monitoring-Station auf der Auswertung einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion basiert, wird der Wert w_{EF} in Abhängigkeit des Messwertes von dieser normierten Funktion berechnet. Der Maximalwert für w_{EF} ist folglich Eins, da eine auf Eins normierte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion verwendet wird. Weicht der Messwert von dem berechneten Feldstärkewert positiv oder negativ ab, so kann der Wert für w_{EF} direkt an der normierten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion abgelesen werden. Die Standardabweichung für die Feldstärkeberechnung wird aus den entsprechenden ITU-Dokumenten für den jeweiligen Funkstandard entnommen.

Da es sich bei der Spektrumsmaskenanalyse um eine normierte Korrelation handelt, worauf in Kapitel 5 eingegangen wird, liegt der Wertebereich für w_{CSM} ebenfalls zwischen Eins und Null. Der Peilwinkel β_B wird ebenfalls anhand des maximalen Fehlers von 180° normiert:

$$w_B = \frac{|\hat{\beta}_B - \beta_B|}{180^\circ}. \quad (2.15)$$

Ausgehend von den vorgestellten Berechnungen kann letztlich eine Kostenfunktion V zur Identifikation von Funkemissionen aufgestellt werden. Hierzu werden die normierten Abweichungen des Fehlervektors w entsprechend gewichtet. Im Zuge dessen wird definiert, dass die Auswertung der Mittenfrequenz, Signalbandbreite und die Peilung eine entscheidendere Rolle für die Signalidentifizierung spielen, als die Auswertung der Spektrumsmaske. Diese ist in den ITU-Datenbanken zudem nur als optionales Feld vorgesehen. Auch die Feldstärke wird weniger stark in der hier aufgestellten Kostenfunktion gewichtet, da die angegebene Sendeleistung der Sender in den Spektrum-Management-Datenbanken oft der maximal zulässigen Sendeleistung entspricht und nicht den tatsächlichen Betriebsdaten. Die Gründe hierfür und die Problematik hiermit wurden bereits in Kapitel 2.1.3.3 thematisiert. Für die Gewichtung der einzelnen Kostenparameter wird folgender Gewichtungsvektor g angesetzt:

$$g = (g_{fc} = 2, g_{BW} = 2, g_{EF} = 1, g_{CSM} = 1, g_B = 2). \quad (2.16)$$

Die in dieser Arbeit vorgeschlagene Kostenfunktion ergibt sich somit zu:

$$V = \frac{w_f g_{fc} + w_{BW} g_{BW} + w_{EF} g_{EF} + w_{CSM} g_{CSM} + w_B g_B}{\sum g}. \quad (2.17)$$

Abschließend kann über die eindeutige Verifikation der Funkemissionen eine Aussage über die effiziente Frequenzplanung getroffen werden. Sind in der Datenbank Sender eingetragen, die aufgrund ihrer Sendeparameter an der Monitoring-Station detektierbar sind und deren Signal in der Feldmessung nicht nachgewiesen werden können, so handelt es sich zweifelsohne um eine ineffiziente Spektrumsplanung. Als Kriterium zur effizienten Spektrumsplanung kann somit der Quotient aus den laut Planung zu detektierenden Signalen und den tatsächlich vorliegenden bzw. identifizierten Signale gebildet werden.

Das folgende Kapitel 3 beschäftigt sich mit der automatischen Kanalsegmentierung, die elementar für die Extraktion der Signalparameter aus einer Messreihe ist. Das anschließende Kapitel 4 geht auf die Modulationsartenklassifikation ein, die ebenfalls einen wichtigen Signalparameter zur Signalidentifikation liefert. Da in der vorliegenden Messreihe im UHF-Band IV und V nur QAM 16 verwendet wird, hat dieser Parameter in der oben erstellten Kostenfunktion keinen Einfluss. Es ist somit ein Vorgriff auf die zukünftige Spektrumsplanung, in der unterschiedliche Fernsehsender mit unterschiedlichen Modulationsalphabeten operieren. Da der in Kapitel 4 vorgestellte Algorithmus einen auf Eins normierten Wert für die Modulationsartenerkennung liefert kann dieser Wert direkt für den zu bildenden Parametervektor herangezogen werden. Wie bei der Mittenfrequenz- und Signalbandbreitenschätzung ist es zu empfehlen die Modulationsartenerkennung ebenfalls höher zu gewichten. Die Messkampagne zur Auswertung einer effizienten Spektrumsnutzung in Teilen Deutschlands ist Gegenstand von Kapitel 5.

3 Kanalsegmentierung

3.1 Spectrum-Sensing-Verfahren

3.1.1 Verfahren zur Signaldetektion und Kanalsegmentierung in Spektrum-Monitoring-Systemen

Die Detektion von Funkemissionen (Spectrum-Sensing) in einem Signal-Rausch-Gemisch hat mit der Entwicklung von CR-Systemen und dem Ansatz der opportunistischen Spektrumsnutzung neue Aspekte gewonnen und dieses Themengebiet durch zahlreiche Veröffentlichungen bereichert [8,177–181]. Ziel eines CR-Systems ist es, sogenannte *White Spaces* im Funkkanal zu detektieren und zur eigenen Kommunikation zu nutzen. Während anfangs besonders Schmalband-Spektrum-Sensing-Verfahren im Fokus der CR-Forschung standen, setzen sich aktuelle Studien in diesem Bereich mit der Nutzung eines größeren Frequenzbereichs von mehreren GHz auseinander [177,182]. Die unter diesem Aspekt untersuchten Breitband-Spektrum-Sensing-Verfahren sind für ein modernes Spektrum-Monitoring-System, welches ebenfalls als Software Defined Radio (SDR) angesehen wird, von großer Bedeutung. In diesem Zusammenhang sollen zur Übersicht im Folgenden zunächst verschiedene Schmalband- und Breitband-Spektrum-Sensing-Verfahren vorgestellt und deren mögliche Verwendung in einem Spektrum-Monitoring-System beurteilt werden.

Schmalband-Spektrum-Sensing-Verfahren

Der Begriff Schmalband impliziert, dass der messtechnisch analysierte Frequenzbereich ausreichend schmal ist und der Frequenzgang als flach angenommen werden kann. Der gemessene Frequenzbereich ist somit kleiner als die Kohärenzbandbreite des Kanals, weshalb die Kanaldämpfung in diesem Frequenzbereich als konstant angenommen werden kann.

Zu den bekanntesten Schmalband-Spectrum-Sensing-Verfahren gehören z.B.

- die signalangepasste Filterung (matched filtering) [183–185],
- die zyklstationäre Merkmalsdetektion (cyclostationary feature detection) [184–189],
- das Eigenvalue-Based-Spectrum-Sensing [190, 191] oder
- die Energie-Detektion (Radiometrie) [184, 185].

Die signalangepasste Filterung kann im Allgemeinen als optimales Verfahren für Spectrum-Sensing typisiert werden. Durch die Korrelation des Empfangssignals mit einem *a priori* bekannten Abbild bzw. einer Teilsequenz des Sendesignals wird das S/N am Ausgang des Filters maximiert und die Detektion von Signalen wird somit optimiert. Die signalangepasste Filterung setzt jedoch voraus, dass diese Teilsequenz dem Empfänger bekannt ist und dass additives weißes Rauschen vorliegt. Die signalangepasste Filterung zählt somit nicht zu den Blind-Sensing-Verfahren, die kein *a priori* Wissen über das zu detektierende Empfangssignal voraussetzen [177].

Das wesentliche Funktionsprinzip der zyklstationären Merkmalsdetektion basiert - wie die signalangepasste Filterung - ebenfalls auf den *a priori* Informationen über das Empfangssignals. Zyklstationäre Merkmale im Empfangssignal werden durch Periodizitäten oder durch statistische Eigenschaften gekennzeichnet. Ausgehend von der Annahme, dass das Umgebungsrauschen als weitgehend stationärer Prozess und als inkohärent angesehen werden kann, können diese Signaleigenschaften über die sogenannte spektrale Korrelationsfunktion detektiert werden. Die spektrale Korrelationsfunktion beschreibt in diesem Zusammenhang eine zyklische Spektralanalyse mit einer Verschiebungsfrequenz in einem *a priori* definierten Frequenzbereich [187]. Ein Vorwissen über diese Eigenschaften ist bei diesem rechenintensiven Spectrum-Sensing-Verfahren jedoch zwingend erforderlich [8].

Das Eigenvalue-Based-Spectrum-Sensing gehört zu der Gruppe der Blind-Sensing-Verfahren. Es basiert auf der Annahme, dass sich Sequenzen im Empfangssignal wiederholen und diese somit über ihre Kovarianzmatrix detektiert werden können. Sofern das Empfangssignal eine

wiederholende Sequenz enthält, wird der größte Eigenwert der Kovarianzmatrix größer als der größte Eigenwert unter der Annahme, dass keine wiederholende Sequenz vorliegt und somit kein Signal präsent ist. Der kleinste Eigenwert der Kovarianzmatrix ist für beide Szenarien folglich identisch [180]. Die Energie-Detektion ist ein inkohärentes Verfahren, das ebenfalls ohne *a priori* Informationen Signale detektieren kann. Es gilt als ein Spectrum-Sensing-Verfahren, das weder rechenintensiv noch komplex in seiner Implementierung ist. Ein wesentlicher Nachteil des Verfahrens ist die geringe Detektionsgenauigkeit bei geringem S/N .

Verfahren	Vorteile	Nachteile
Signalangepasste Filterung	Höchste Detektionsgenauigkeit, sehr performant	<i>A priori</i> Informationen über Signaleigenschaften erforderlich
Zyklostationäre Merkmalsdetektion	Sehr hohe Detektionsgenauigkeit, robust gegen Interferenzen	<i>A priori</i> Informationen über Signaleigenschaften erforderlich, rechenintensives Verfahren
Eigenvalue-Based-Spectrum-Sensing	Blind-Sensing-Verfahren, hohe Detektionsgenauigkeit	Rechenintensives Verfahren
Energie-Detektion	Blind-Sensing-Verfahren, sehr performant	Geringe Detektionsgenauigkeit bei geringem S/N

Tab. 3.1: Vor- und Nachteile verschiedener Schmalband-Spectrum-Sensing-Verfahren [177], [8]

Ein Überblick über die beschriebenen Verfahren und deren Vor- und Nachteile ist in Tabelle 3.1 gegeben. Da die Aufgabe eines Spektrum-Monitoring-Systems in der Detektion von *a priori* bekannten als auch unbekanntem Funkemissionen besteht, liegt der Fokus dieser Arbeit explizit auf Blind-Sensing-Verfahren. Hier sind im Bereich der Schmalband-Spektrum-Sensing-Verfahren das Eigenvalue-Based-Spektrum-Sensing und die Energie-Detektion als Blind-Sensing-Verfahren zu nennen. Die Erweiterung dieser Schmalband-Verfahren zu Breitband-Verfahren ist ein wichtiger Aspekt dieser Arbeit und wird im Folgenden dargestellt.

Breitband-Spektrum-Sensing-Verfahren

Spektrum-Monitoring-Systeme erfordern ein Spektrum-Sensing über mehrere GHz, um ein umfassendes Wissen über die aktuelle Spektrumsnutzung zu erlangen. Als Beispiel ist hier die Überwachung des UHF-Bandes von 300 MHz bis 3 GHz zu nennen. Das zu untersuchende Frequenzspektrum ist somit deutlich größer als die typische Kohärenzbandbreite des Funkkanals ausgehend von typischen Sender-Empfänger Szenarien mit Mehrwegeausbreitung. Die hier verwendeten Breitband-Spektrum-Sensing-Verfahren können in zwei Unterkategorien unterteilt werden: Nyquist- und Sub-Nyquist-Breitband-Sensing-Verfahren. Unter die erste Kategorie fallen Verfahren, die das Nyquist-Abtastkriterium erfüllen, während zur zweiten Kategorie Verfahren gehören, deren Abtastrate geringer ist als es das Nyquist-Abtasttheorem vorschreibt.

Bei kommerziellen Empfängern sind aktuell Abtastraten für die Analog/Digital-Wandlung von mehreren Gigasample/Sekunde (GS/s), wie z.B. 20 GS/s für ein Nyquist-Breitband-Sensing über 10 GHz Bandbreite nicht verfügbar. Aus diesem Grund kommen alternative Implementierungen zum Zuge, die dennoch das Nyquist-Kriterium erfüllen. Hier sind zunächst Verfahren zu nennen, die auf der super-heterodyner Technik (Super-Het) basieren [147]. Über den sogenannten *Frequenzsweep* können die einzelnen Sub-Frequenzbereiche gemäß dem Nyquist-Theorem abgetastet und die zuvor erläuterten Schmalband-Spektrum-Sensing-Verfahren angewandt werden. Die Einstellung des lokalen Oszillators auf die Mittenfrequenz der entsprechenden Sub-Frequenzbereiche stellt hierbei den wesentlichen Nachteil des Verfahrens dar. Die Einstellungsdauer des lokalen Oszillators und sequentielle Bearbeitung der einzelnen Sub-

Frequenzbereiche verringern die sogenannte Sensing-Rate und somit auch die Wahrscheinlichkeit gepulste Signale zuverlässig zu detektieren. Alternativ hierzu wird in [192] eine Prolate-Filterbank vorgestellt, welche über ihre parallele Struktur ein großes Frequenzspektrum simultan abdeckt. Nachteilig an dieser Implementierung ist die große Anzahl der hierzu benötigten Hochfrequenzkomponenten [177].

Aufgrund der oben genannten Nachteile der weit verbreiteten und häufig eingesetzten Nyquist-Breitband-Sensing-Verfahren gewinnen Sub-Nyquist-Verfahren zunehmend an Attraktivität [177, 182]. Bei diesen Verfahren ist die Abtastrate geringer als die Nyquist-Frequenz. Die beiden meist genannten Verfahren sind hierbei das Compressive Sensing und das Mehrkanal-Sub-Nyquist-Sensing. Compressive oder Compressed Sensing wurde von *Candes* und *Donoho* in [193] bzw. [194] eingeführt und basiert auf der Annahme, dass ein unterabgetastetes Empfangssignal unter bestimmten Voraussetzung exakt rekonstruiert werden kann. Die erste entscheidende Voraussetzung für die erfolgreiche Signalrekonstruktion ist, dass das vorliegende Signal dünnbesetzt (*sparse*) ist und zum anderen die Abtastung inkohärent erfolgt [195]. Ausgangspunkt des Verfahrens ist somit eine unregelmäßig abgetastete Symbolfolge des Signals. Eine weitere Herausforderung dieses Sensing-Verfahrens ist der folgende Analog-to-Information-Converter (AIC), welcher das Messsignal in diskrete Abtastwerte mit finiter Länge umwandelt. Dieser Abtastprozess basiert auf einer *a priori* Modellannahme und beeinflusst das Ergebnis des Compressive-Sensings somit massiv. Verschiedene AIC sind in [177] aufgelistet und näher beschrieben. Der Nachteil einer möglicherweise falschen Modellannahme wird beim Mehrkanal-Sub-Nyquist-Sensing gelöst, indem anstatt des AIC ein Modulated Wideband Converter (MWC) zum Einsatz kommt, welcher mehrere parallele Abtastkanäle gleichzeitig verwendet und auswertet [196–198]. Als Vorteil dieses Verfahrens sind sowohl die Robustheit gegenüber falschen Modellannahmen des AIC als auch die geringere Komplexität der spektralen Rekonstruktion gegenüber dem Compressive-Sensing zu nennen. Nachteilig bei diesem Verfahren ist jedoch die wesentlich komplexere Implementierung und die höhere Rechenintensität. In den nachfolgenden Tabellen 3.2 und 3.3 sind noch einmal die Vor- und Nachteile der diskutierten Breitband-Spectrum-Sensing-Verfahren kompakt zusammengefasst.

Verfahren	Vorteile	Nachteile
Super-Het	Einfache Struktur	Hohe Abtastrate
Filterbank	Niedrige Abtastrate	Komplexe Implementierung

Tab. 3.2: Vor- und Nachteile der Nyquist-Breitband-Spectrum-Sensing-Verfahren [177]

Verfahren	Vorteile	Nachteile
Compressed Sensing	Reduzierte Abtastrate	Sensitiv bzgl. Modellannahme
Mehrkanal-Sensing	Robust bzgl. Modellannahme	Komplexe Implementierung

Tab. 3.3: Vor- und Nachteile der Sub-Nyquist-Breitband-Spectrum-Sensing-Verfahren [177]

Die weitere Arbeit baut auf dem Nyquist-Breitband-Spectrum-Sensing-Verfahren mittels super-heterodyn Technik und einer standardmäßigen Analog-to-Digital-Conversion (ADC) auf. Da dieses Verfahren den zu analysierenden Frequenzbereich nicht zeitkontinuierlich abbildet, sondern ihn in einzelne Frequenzbänder unterteilt und diese sequentiell untersucht, ist es nicht garantiert, dass gepulste Signale erfasst werden. Abbildung 3.1 veranschaulicht diese systembedingte Tatsache, indem auf der unteren Darstellungsebene das real vorliegende Frequenzspektrum dargestellt ist mit den grün markierten Analysezeitpunkten und auf der oberen Ebene die resultierenden Zeit-Frequenz-Ausschnitte. Die somit wichtigen Begriffe der Sensing-Rate und Sensing-Dauer, sprich in welchem Abstand ein Frequenzband wie lange untersucht wird, ist Thema des folgenden Kapitels. Die Limitierungen bzgl. der Sensing-Rate

der einzelnen Sub-Frequenzbänder sind in der Realisierung dieser Arbeit weit über dem von der ITU in [20] gegebenen Beispiel. Zudem gibt es für dieses Spectrum-Sensing-Verfahren kommerzielle Spektralanalysatoren, die auch im Freifeld ohne Einschränkungen verwendet werden können und als Sensoren für die Realisierung dieser Arbeit verwendet werden. Dies ist ein wichtiger Aspekt für die entsprechenden Messkampagnen zur Evaluation der in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen zur Signalidentifikation. Die einzelnen Sub-Frequenzbänder werden über eine Kurzzeit-Fourier-Transformation mittels Fast Fourier Transformation (FFT) analysiert. Wie z.B. in [199] gezeigt wird, schneidet dieses Verfahren bzgl. des Verhältnisses von Rechenkomplexität zu Detektionsgenauigkeit im Vergleich zu den anderen Verfahren sehr gut ab.

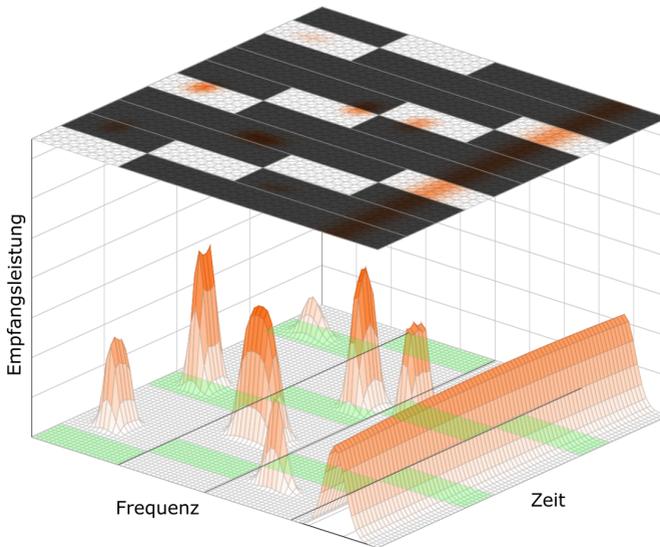


Abb. 3.1: Exemplarische Zeit-Frequenz-Ebene des Funkkanals und deren Erfassung mittels der super-heterodynen Messmethode

3.1.2 Sensing-Dauer und Sensing-Rate

Die in Kapitel 3.1.1 beschriebene und in dieser Arbeit verwendete superheterodyne Methode impliziert, dass die einzelnen Sub-Frequenzbänder sequentiell untersucht werden. Es ist somit systembedingt nicht gewährleistet, dass gepulste Signale in den unterschiedlichen Subbändern detektiert werden können. Jondral hat diese Problematik für ein CR in einem Global System for Mobile Communications (GSM)-Umfeld bei 1800 MHz in [200] diskutiert und ein kontinuierliches Spectrum-Sensing mit nur einem Detektor zur opportunistischen Spektrumsnutzung ausgeschlossen. Ein breitbandiges Monitoring-System wird diese gepulsten Signale ebenfalls nicht kontinuierlich in Echtzeit detektieren und kann hier nur über einen statistischen Ansatz eine zuverlässige Aussage über die spektrale Nutzung geben.

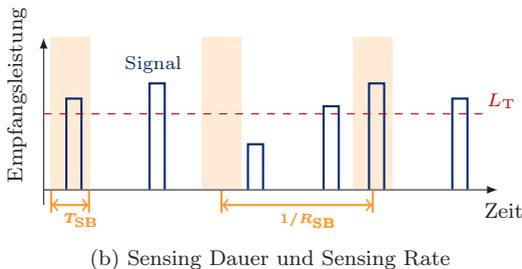
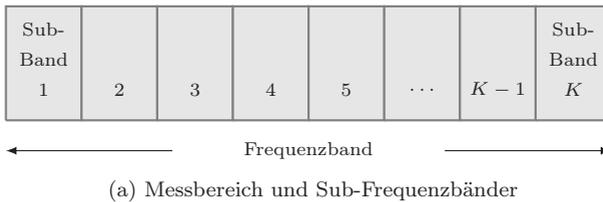


Abb. 3.2: Einfluss der super-heterodynen Messmethode auf die Sensing-Rate

In Abb. 3.2a und 3.2b wird dieses Szenario veranschaulicht. Abb. 3.2a zeigt die einzelnen Subbänder, die von einem Monitoring-System jeweils mit einer bestimmten Sensing-Dauer T_{SB} und mit einer bekannten

Sensing-Rate R_{SB} untersucht werden. Abb. 3.2b zeigt exemplarisch ein gepulstes Empfangssignal in einem Unterkanal eines Subfrequenzbandes. Abhängig von Pulsdauer und -rate des Empfangssignals sowie der Sensing-Dauer T_{SB} und Sensing-Rate R_{SB} des Monitoring-Systems und der letztlich festgelegten Detektionsschwelle L_{T} ergibt sich nach [31] somit eine entsprechende Detektionswahrscheinlichkeit für gepulste Signale. Die ITU legt in [21] ausgehend von den Annahmen in [31] die Anzahl der Messungen für eine belastbare Aussage über die Frequenzbelegung fest. Hierbei wird ein Poisson-Prozess für das Auftreten von N_{T} Transmission innerhalb der gesamten Messzeit T_{M} angenommen. Beschreibt a die mittlere Anzahl der Transmissionen pro Zeiteinheit, so ergibt sich die Wahrscheinlichkeit $p(N_{\text{T}}, T_{\text{M}})$, dass genau N_{T} Transmissionen innerhalb der gesamten Messzeit T_{M} auftreten zu:

$$p(N_{\text{T}}, T_{\text{M}}) = \frac{(aT_{\text{M}})^{N_{\text{T}}}}{N_{\text{T}}!} e^{-aT_{\text{M}}}. \quad (3.1)$$

Die Wahrscheinlichkeit $p(m, M)$ für m Detektionen in M_{ind} unabhängigen (engl: independent) Messungen bzw. Stichproben ist folglich:

$$p(m, M_{\text{ind}}) = \binom{M_{\text{ind}}}{m} p^m (1-p)^{M_{\text{ind}}-m} \quad (3.2)$$

Somit kann für eine *a priori* festgelegte statistische Sicherheit P die Anzahl der hierfür notwendigen Messungen mit

$$M_{\text{ind}} = \frac{\log(1-P)}{\log(1-p)} \quad (3.3)$$

berechnet werden. Die obere bzw. untere Grenze des sogenannten Vertrauensbereichs p_{U} bzw. p_{L} für die geschätzte Kanalbelegung können nach *Anderson* und *Burstein* [201], [202] mit den oberen und unteren Vertrauensfaktoren U bzw. L , gegeben in [203], hergeleitet werden. Mit z_{α} als Prozentpunkt der Standardabweichung und \hat{m}_{ind} als Anzahl der ermittelten Detektionen bei unabhängigen Stichproben, berechnen sich die Vertrauensfaktoren zu

$$\left. \begin{array}{l} U \\ L \end{array} \right\} = \hat{m}_{\text{ind}} \pm \frac{1}{2} + \frac{3}{8} z_{\alpha}^2 \pm z_{\alpha} \sqrt{\hat{m}_{\text{ind}} \pm \frac{1}{2} + \frac{1}{8} z_{\alpha}^2}. \quad (3.4)$$

Die untere Grenze des Vertrauensbereichs p_U kann somit mit

$$p_U = \frac{U}{M_{\text{ind}} + (U - \hat{m}_{\text{ind}})/2} \quad (3.5)$$

und die obere Grenze mit

$$p_L = \frac{L}{M_{\text{ind}} - (\hat{m}_{\text{ind}} - 1 - L)/2} \quad (3.6)$$

bestimmt werden. Anstelle der oberen und unteren Grenze des Vertrauensbereichs wird jedoch in Studien zur Frequenznutzung meist eine relative Genauigkeit p_R mit

$$p_R = \pm \frac{U - L}{2\hat{m}_{\text{ind}}} \quad (3.7)$$

angegeben [31]. Sollten die Detektionsergebnisse bzw. Stichproben nicht unabhängig sein, so wird meist von einer Markov-Kette erster Ordnung ausgegangen. Das aktuelle Detektionsergebnis sei somit nur vom vorherigen Ereignis abhängig. Diese Annahme wird auch von der ITU in [21] getroffen. Mit der bedingten Wahrscheinlichkeit ζ kann nach [31] die erforderliche Anzahl an abhängigen (engl: dependent) Messungen M_{dep} zu

$$M_{\text{dep}} = \frac{\log(1 - P) - \log(1 - p)}{\log\left(\frac{1 - 2p + \zeta p}{1 - p}\right)} + 1 \quad (3.8)$$

bestimmt werden. *Klotz* erzielt in [204] eine Schätzung für ζ ausgehend von einer Markov-Kette erster Ordnung. In dieser Arbeit wird jedoch wie in [31] von der vereinfachten Variante ausgegangen. Mit der Variablen b als binäres Detektionsergebnis kann die bedingte Wahrscheinlichkeit bei M vorliegenden Messungen zu

$$\hat{\zeta} = \frac{r}{\hat{m}_{\text{ind}} - \frac{\hat{m}_{\text{ind}}}{M}}, \quad \text{mit } r = \sum_{m=2}^M b_{i-1} b_i \quad (3.9)$$

bestimmt werden. Die relative Genauigkeit des Vertrauensbereichs p_R nach Crow [205] ändert sich folglich zu

$$p_R = \frac{U - L}{2\hat{m}_{\text{ind}}} \sqrt{\frac{1 + \hat{m}_{\text{ind}}/M}{1 - \hat{m}_{\text{ind}}/M}}, \quad (3.10)$$

unter der Voraussetzung der abhängigen Stichproben. Die Anzahl der Detektionen für abhängige Stichproben \hat{m}_{dep} bei einer *a priori* festgelegten statistischen Sicherheit P erhöht sich zu:

$$\hat{m}_{\text{dep}} = \hat{m}_{\text{ind}} \left(\frac{1 + \zeta_{\text{max}}}{1 - \zeta_{\text{max}}} \right) \quad (3.11)$$

Der Wert ζ_{max} kann hierbei aus (3.9) unter der Annahme eines kontinuierlich belegten Kanals bestimmt werden.

Da bei der Messung der Frequenzbelegung über einen Frequenzbereich nicht davon auszugehen ist, dass aufeinanderfolgende Detektionsergebnisse unabhängig voneinander sind, wird die Anzahl der erforderlichen Messungen für eine bestimmte Frequenzbelegung in dieser Arbeit nach (3.8) festgelegt. Dieser Ansatz lässt trotz der super-heterodynem Messmethode eine statistisch belastbare Aussage über die tatsächliche spektrale Nutzung zu. Ein entsprechendes Zahlenbeispiel ist in [31] und [3] angegeben.

3.1.3 Nicht-parametrische Spektralschätzung und Vorverarbeitung der Messdaten

Zur Schätzung der spektralen Leistungsdichte bieten sich parametrische und nicht-parametrische Verfahren an. Parametrische Verfahren gehen von der Hypothese aus, dass der Rauschprozess mittels eines Modells approximiert werden kann. Dieses lineare Modell wird so dimensioniert, dass das Ausgangssignal Spektraleigenschaften aufweist, die möglichst gut denen des zu analysierenden Prozesses entsprechen [206]. Von einem *a priori* Wissen über die zu analysierenden Leistungsdichtespektren kann jedoch in dieser Arbeit nicht ausgegangen werden, da sowohl bekannte als auch unbekannte Funksignale präsent sein können. Deshalb wird in dieser Arbeit, wie auch in anderen wissenschaft-

lichen Arbeiten zum Thema Kanalsegmentierung [14, 28, 40, 47, 53, 207] eine nicht-parametrische, FFT-basierte Spektralschätzung verwendet. Wie bereits in Kapitel 3.1.1 beschrieben, wird die Abtastrate f_s so gewählt, dass das Nyquist-Shannon-Abtasttheorem in den einzelnen Sub-Frequenzbereichen erfüllt ist. Zur Berechnung des Spektrogramms wird eine zeitdiskrete Kurzzeit-Fourier-Transformation bzw. Short Time Fourier Transform (STFT) nach *Welch* [208] durchgeführt. Die zeitdiskrete STFT ist in (3.12) dargestellt, wobei $x[k]$ die komplexwertigen Abtastwerte im Basisband und $w_n[k]$ die diskreten Werte einer Fensterfunktion angeben.

$$X_{\text{STFT}}[f] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]w_n[k]e^{-j2\pi fk} \quad (3.12)$$

Für die Anwendung der STFT wird in dieser Arbeit die FFT eingesetzt mit einer später definierten FFT-Länge N_{FFT} . Die resultierende Frequenzauflösung *RBW* ergibt sich damit zu:

$$RBW = f_s/N_{\text{FFT}}. \quad (3.13)$$

Die Fensterfunktion w_n dient der Unterdrückung des Leck-Effekts und wird nach (3.12) mit den komplexen Abtastwerten $x[k]$ multipliziert. Als Fensterfunktion wird in dieser Arbeit das Hamming-Fenster gewählt. Es stellt für die hier vorliegende Aufgabe der Spektralschätzung und Kanalsegmentierung einen geeigneten Kompromiss zwischen der Breite des Hauptmaximums und dem Verhältnis von Hauptmaximum zu den beiden Nebenmaxima dar, siehe hierzu [206]. *Körner* verwendet in [28] ebenfalls ein Hamming-Fenster zur Minimierung des Leck-Effekts.

Zur Schätzung der Signalbandbreite *BW* und Mittenfrequenz f_c ist eine Verringerung der Varianz des Leistungsdichtespektrums zwingend erforderlich [28]. In dieser Arbeit wird für diese Aufgabe die Welch-Methode verwendet, indem die Eingangsfolge $x[k]$ aus K Abtastwerten in N_B Datenblöcke mit K_B Abtastwerten unterteilt wird. Für die STFT nach (3.12) ist eine Überlappung der Datenblöcke z.B. um die Hälfte von K_B , wie es in [209] vorgeschlagen ist, möglich. Mit zunehmender Überlappung der Datenblöcke nimmt die Unabhängigkeit der einzelnen Spektralschätzungen folglich ab. Zudem wird die Varianz ab einer Datenblocküberlappung von über 50% nicht weiter minimiert [210]. Das

Leistungsdichtespektrum für nicht überlappende Blöcke kann mit der STFT zu

$$S[f] = \frac{1}{AK_B N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} \left| \sum_{k=1}^{K_B} x[k + nN_B] w[k] e^{-j2\pi f k} \right|^2 \quad (3.14)$$

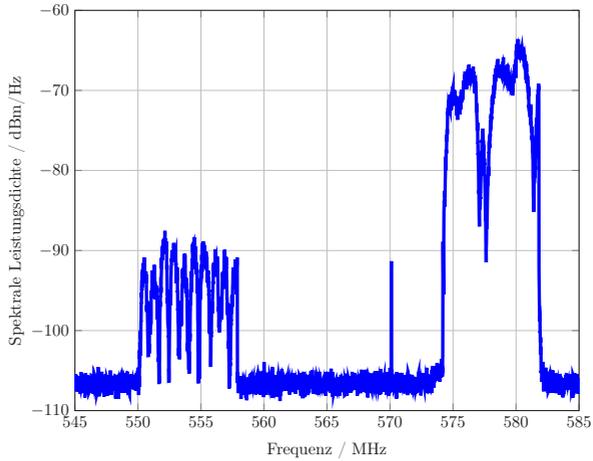
berechnet werden. Die Normierungskonstante A ist mit

$$A = \frac{1}{K_B} \sum_{k=1}^{K_B} w[k]^2 \quad (3.15)$$

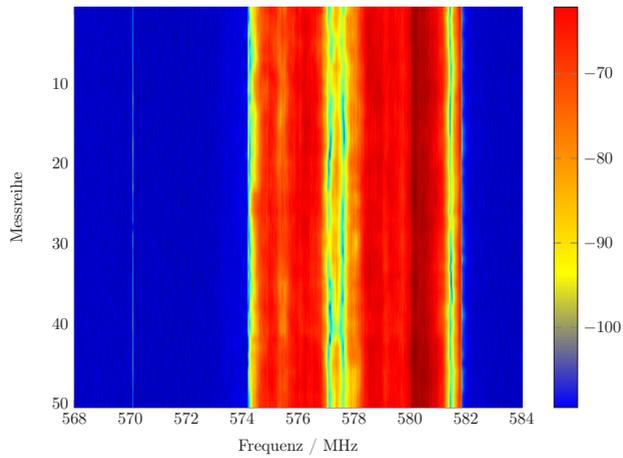
so gewählt, dass sich die Welch-Methode asymptotisch erwartungstreu verhält [206]. Zur Mittelung der Leistungsdichtespektren kann der arithmetische oder der geometrische Mittelwert (Log Average) verwendet werden [211]. Der arithmetische Mittelwert hat im Allgemeinen den Vorteil, dass die Varianz gegenüber dem geometrischen Mittelwert geringer ist [212]. Der geometrische Mittelwert hat hingegen den Vorteil, dass stark abweichende Werte, z.B. bedingt durch Frequenzselektivität, weniger stark ins Gewicht fallen [213, 214].

Zur Reduktion des frequenzselektiven Verhaltens wird in [215], [14], [147] und [28] zudem eine Filterung vorgenommen. Als Filter wird dort ein Medianfilter der Ordnung 53 bzw. 45 eingesetzt. Das Medianfilter ist ein sogenanntes Rangordnungsfilter und eignet sich nach den oben genannten Quellen ausdrücklich für die Filterung, weil es Kanten besser erhält [14]. Da die Kanalsegmentierung vergleichbar ist mit der Kantendetektion in der Bildverarbeitung, erzielt ein Monitoring-System mit einer Filterung als Vorverarbeitungsschritt wesentlich bessere Segmentierungsergebnisse als ein System ohne Filterung [14]. Allgemein besteht nach [216] eine Kantendetektion aus einer Glättung, einer Kantenerverstärkung und einer Binarisierung. Je nach Kantentyp können für die Glättung und Kantenerverstärkung unterschiedliche Filter eingesetzt werden. Die optimale Auswahl der Filter ist somit stark von den Eingangsdaten abhängig. Wird die Filterordnung zu groß gewählt, so werden Signale mit einer geringen Bandbreite eliminiert. Bei zu kleiner Filterordnung erfolgt eine nicht zufriedenstellende Glättung. Öner empfiehlt z.B. in [14] die Anzahl der Stützstellen des Medianfilters nicht größer als 20% der geringsten zu erwartenden Signalbandbreite zu wählen.

Diese Annahme führt ihn zu einer Filterordnung von 53 Stützstellen bzw. 53 Frequenzlinien und erzwingt eine sehr hohe Frequenzauflösung und somit eine lange Messzeit in den einzelnen Sub-Frequenzbändern. Aufgrund des insgesamt großen messtechnisch zu erfassenden Frequenzbereichs in einem Monitoring-System von mehreren GHz, ist eine derart hohe Frequenzauflösung wegen der Sensing-Dauer nicht praktikabel. Zudem variieren die Signalbandbreiten in dem später untersuchten UHF-Band sehr stark von 200 kHz bis 8 MHz. Typische Frequenzauflösungen in Monitoring-Studien liegen zwischen 3 kHz und 1 MHz, wobei eine Frequenzauflösung von 10 kHz am geläufigsten ist [11, 23, 24, 154, 155]. Eine entsprechende Messreihe mit einer Frequenzauflösung von 6,8 kHz ist in Abb. 3.3a und das zugehörige Spektrogramm in 3.3b dargestellt. Die beispielhafte Messreihe wurde im Rahmen einer Messkampagne aufgenommen und zeigt ein typisches Szenario im UHF-Band mit zwei DVB-Signalen bei 554 MHz und 578 MHz sowie dem Signal eines PMSE-Gerätes bei 570,1 MHz. Die Abbildungen 3.4 bzw. 3.5 zeigen ebenfalls die exemplarische Messreihe jeweils nach der Bearbeitung mit einem Median- bzw. einem Binomialfilter. Die eingesetzten Filter hatten jeweils eine Kerngröße von 7×7 und somit eine Filterordnung von 49. Die Filterordnung liegt somit im Wertebereich von *Öner* in [14] bzw. *Körner* in [28] und liefert für das dargestellte Messszenario den besten Kompromiss. Aus dem Vergleich der Abbildungen 3.4a und 3.5a ist festzuhalten, dass bei der gegebenen Frequenzauflösung ein Medianfilter im Gegensatz zum Binomialfilter schmalbandige Signale stark verfälscht. Dies wird in den Abbildungen 3.3, 3.4 und 3.5b eindeutig anhand des schmalbandigen Signals bei 570 MHz veranschaulicht. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit ein Binomialfilter eingesetzt. Dieses glättet ähnlich wie das Medianfilter, verfälscht jedoch schmalbandige Signale im vorliegenden Messszenario nur geringfügig. Die Weichzeichnung der Signalflanken ist bei der Anzahl der Stützstellen in Frequenzrichtung nur geringfügig und wird als Kompromiss in Kauf genommen.

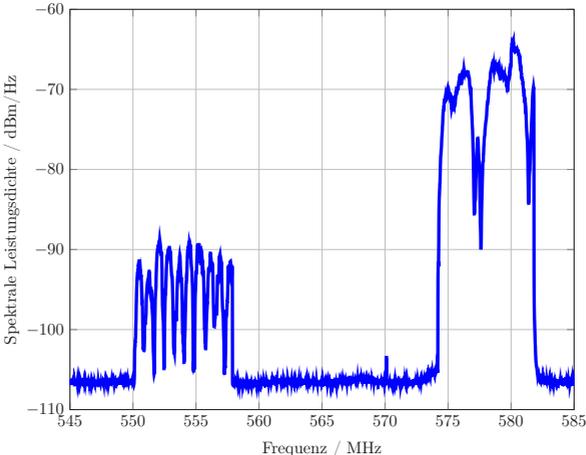


(a) Leistungsdichtespektrum

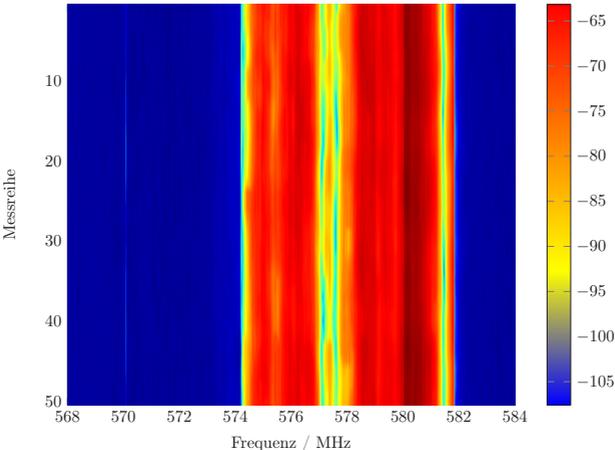


(b) Spektrogramm

Abb. 3.3: Spektralschätzung anhand einer beispielhaften Messreihe

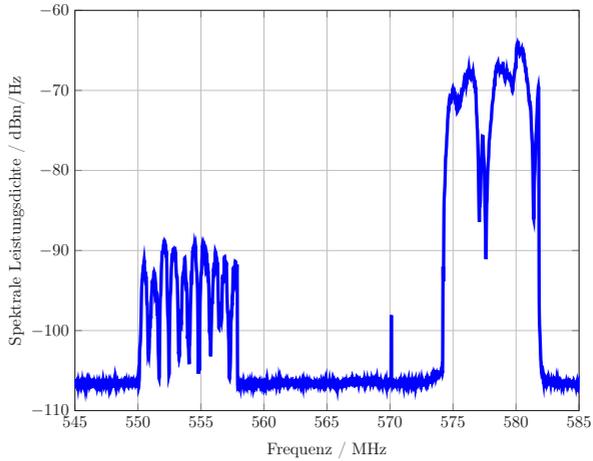


(a) Leistungsdichtespektrum, Medianfilter

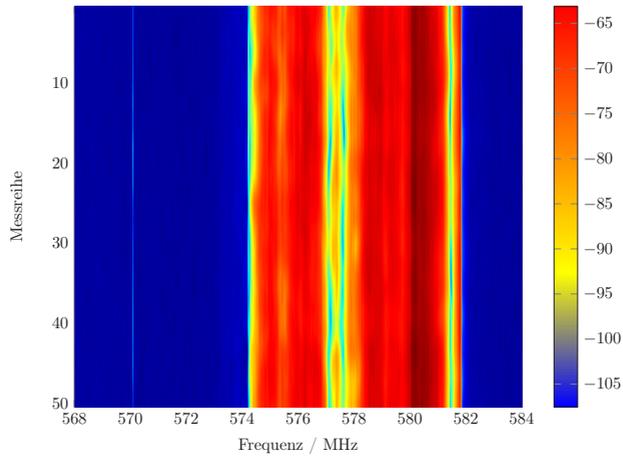


(b) Spektrogramm, Medianfilter

Abb. 3.4: Spektralschätzung anhand einer beispielhaften Messreihe mit Medianfilterung



(a) Leistungsdichtespektrum, Binomialfilter



(b) Spektrogramm, Binomialfilter

Abb. 3.5: Spektralschätzung anhand einer beispielhaften Messreihe mit Binomialfilterung

3.2 Automatische Kanalsegmentierung

3.2.1 Aufbau einer Kanalsegmentierung in einem Radio-Monitoring-System

Die Kanalsegmentierung gibt zu einem bestimmten Zeitpunkt eine Aussage, wo innerhalb eines bestimmten Intervalls auf der Frequenzachse elektromagnetische Leistung einfällt und somit Übertragungsaktivitäten stattfinden. Über die Zuordnung von Mittenfrequenz und Bandbreite kann darüber hinaus ein abstraktes Abbild des elektromagnetischen Spektrums geschaffen werden. Insbesondere zum Thema der automatischen Kanalsegmentierung ohne *a priori* Wissen über die eventuell vorliegenden Funkemissionen sind nur wenige Veröffentlichungen verfügbar [28]. Das Forschungsgebiet CR hat hier großen Anteil bei der Veröffentlichung entsprechender Verfahren, wie z.B. in [14, 28, 39].

Die Kanalsegmentierung kann auf einem über längere Zeit gemittelten Leistungsdichtespektrum oder auf einem Spektrogramm basieren. Ersteres hat Vorteile bei stationären Signalen und letzteres bei nicht-stationären. In [28] werden von *Körner* mit dem CSeg-Verfahren und mit dem SSCL-Algorithmus zwei Kanalsegmentierungsalgorithmen für beide Möglichkeiten evaluiert. Hierbei schnitt das gemittelte Leistungsdichtespektrum bei beiden Algorithmen für die Aufgabe der Kanalsegmentierung besser ab als der Spektrogrammansatz. Ferner wurde in [28] zusätzlich die Möglichkeit untersucht Spektrogramme ohne zeitliche Zerlegung mittels des Pyramid-Linking-Algorithmus [217, 218] zu segmentieren. Die hierbei durchgeführte pyramidenförmige Zusammenfassung der Spektrogrammpixel liefert jedoch kein zufriedenstellendes Segmentierungsergebnis. Da bereits *Liedtke* in [53] als auch *Öner* in [14] ein gemitteltes Leistungsdichtespektrum zur Kanalsegmentierung verwenden und *Körner* dieses Vorgehen mit seiner Analyse in [28] bekräftigt, wird in dieser Arbeit auch das gemittelte Leistungsdichtespektrum zur Kanalsegmentierung verwendet. Die nicht-parametrische, FFT-basierte Spektralschätzung erfolgt, wie in Kapitel 3.1.3 beschrieben, und liefert die Eingangsdaten für den Kanalsegmentierungsalgorithmus.

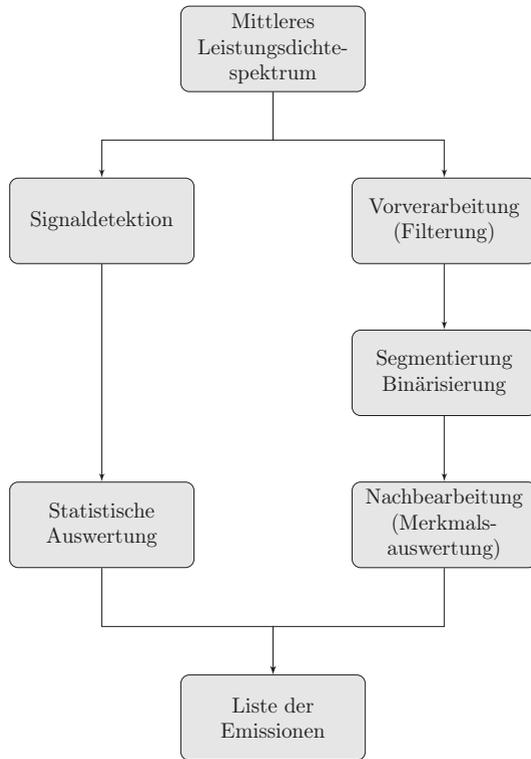


Abb. 3.6: Kanalsegmentierung in einem Monitoring System

In Abb. 3.6 wird eine allgemeine Beschreibung eines Kanalsegmentierungsalgorithmus, wie er in dieser Arbeit präferiert wird, dargestellt. Dieser Algorithmus beinhaltet zwei Auswertungspfade und analysiert einerseits die statistische Frequenzbelegung, wie es z.B. in [2] vorgeschlagen wird, und andererseits wird das aktuell gemessene Frequenzspektrum evaluiert. Bei letzterem spricht man von einer Echtzeit- bzw. Online-Analyse [38], welche im Mittelpunkt dieses Kapitels steht. Die Echtzeit-Analyse der Kanalbelegung ermöglicht es einem Monitoring-System ein detailgetreues Abbild des elektromagnetischen Spektrums zu erstellen, sprich auf welcher Frequenz zu welcher Zeit mit welcher Bandbreite ein Sender aktiv war. Diese zeitlich exakte Aussage ist über den

statistischen Ansatz nicht möglich und dient deshalb dem Monitoring-System lediglich als zusätzliche Informationsquelle für gepulste Signale. In diesem Kapitel wird somit nur auf die Echtzeit-Analyse der Kanalbelegung im rechten Zweig der Abb. 3.6 eingegangen, da sie den wesentlichsten Bestandteil eines modernen Monitoring-Systems darstellt.

Insbesondere wird in diesem Kapitel der Systemblock der Segmentierung analysiert und evaluiert. Hier erfolgt letztlich eine binäre Entscheidung bei welchen Frequenzen ein Signal im gemessenen Leistungsdichtespektrum vorliegt und wo nicht. Die Systemblöcke der Vorverarbeitung und Nachbearbeitung sind meist stark von den zu erwartenden Signaltypen im zu analysierenden Frequenzbereich abhängig [28, 53, 147, 154]. Kapitel 3.1.3 ging bereits auf die eingangsdatenabhängige Vorverarbeitung ein. Zur Nachbearbeitung wird in [53] und [28] z.B. eine parabelförmige Spektralmaske der detektierten Signale angenommen und zur Verbesserung des Segmentierungsergebnisses eingesetzt. Oft kommen zur Nachbearbeitung auch Mustererkennungsalgorithmen oder morphologische Operationen zum Einsatz, die z.B. einzelne Segmentierungsfehler korrigieren [216]. Dieses Kapitel soll unabhängig von anwendungsspezifischen Vor- und Nachbearbeitungen verschiedene Segmentierungsalgorithmen bezüglich ihrer Leistungsfähigkeit analysieren. Die Segmentierungsalgorithmen sind ebenfalls unabhängig von der Spektralmaske der vorliegenden Signale.

Datta beschreibt in [215] die Kanalsegmentierungsaufgabe allgemein als die Separierung der Rauschleistungsdichteverteilung von den unterschiedlichen Signalleistungsdichteverteilungen. Die Bestimmung der Rauschleistungsdichte zählt somit zu den Hauptaufgaben der Signaldetektion bzw. der Kanalsegmentierung in einem Monitoring-System [23]. Zumal die messbare Bandbreite eines zeitbegrenzten Signals im Wesentlichen von der Rauschleistung des Messsystems abhängt [219]. Zur Bestimmung der Rauschleistungsdichte bzw. zur Bestimmung einer Detektionsschwelle sind unterschiedliche Verfahren bekannt. Im Folgenden werden zunächst Verfahren vorgestellt, die vorwiegend zur Bestimmung einer Detektionsschwelle in einem Monitoring-System verwendet werden. Anschließend wird auf Verfahren eingegangen, die sich speziell auf die Kanalsegmentierung beziehen.

Eine Möglichkeit für die Bestimmung der Rauschleistungsdichte ist die analytische Berechnung über die Grenzempfindlichkeit mittels des thermischen Rauschens P_N (Johnson-Nyquist-Noise), der Auflösungsbandbreite RBW und der Rauschzahl des Empfängers NF . Mit der Boltzmann-Konstanten k_B und T_K als Temperatur in Kelvin berechnet sich der Mittelwert der Rauschleistungsdichte folglich zu [220, 221]:

$$P_N/dBm = 10\log_{10}(k_B T_K RBW) + NF. \quad (3.16)$$

Liegt beispielsweise die Rauschzahl des Empfängers NF für einen bestimmten Frequenzbereich bei 18 dB, was realistisch ist für Spektralanalysatoren im Einsatzgebiet des Spektrum-Monitorings [222], so ergibt sich für P_N/dBm bei einer Auflösungsbandbreite RBW von 25 kHz ein Wert von -112 dBm. Durch eine zusätzliche Annahme bzgl. der Varianz des Empfängerrauschens wird in [23] letztlich ein Schwellenwert zur Signaldetektion in einem Monitoring-System definiert. Die Annahme der Varianz des Empfängerrauschens basiert hierbei auf einer Messung mit terminierten Antenneneingängen. Der über diesen Ansatz berechnete Schwellenwert wird in [23] empirisch auf einen Wert von -90 dBm korrigiert. Dies entspricht unter der Annahme einer Gaußverteilung einer Falschalarmwahrscheinlichkeit von etwa $P_{fa} = 2,1 \cdot 10^{-4}$ und zeigt, dass bei der Feldmessung zusätzliche Rauschquellen in Betracht gezogen werden müssen. Diese Rauschquellen können z.B. auf *Man-Made-Noise* oder atmosphärische Störungen zurückgeführt werden. Die analytische Schwellenwertberechnung liefert somit einen guten Schätzwert für die Rauschleistungsdichte, bezieht jedoch externe Rauschquellen nicht ein. Diese externen Quellen können je nach Umgebung starke Variationen aufweisen, wie aus den ITU-Studien [223] bzw. [224] hervorgeht. Eine exakte Vorhersage dieser externen Quellen für einen beliebigen Messstandort kann nicht getroffen werden. Aus diesem Grund wird in den Studien zur Signaldetektion in Monitoring-Systemen [11, 22, 154, 155] die Rauschleistungsdichte und der Schwellenwert aus realen Feldmessungen ermittelt.

Die ITU empfiehlt in diesem Zusammenhang zwei unterschiedliche Verfahren. Zum einen wird in [3] die *Noise-Riding*-Methode empfohlen, welche über ein Infinite Impulse Response (IIR)-Filter erster Ordnung den Mittelwert der Rauschleistungsdichte ermittelt und den Schwellenwert

zur Signaldetektion auf einen Wert von $L_T = P_N/dBm + 10dB$ festlegt. Der ermittelte Schwellenwert L_T ist bei diesem Verfahren frequenzabhängig und hängt vom verwendeten Filterkoeffizienten des IIR-Filters ab. Dieser ist in [3] nicht definiert und muss im Einzelfall empirisch bestimmt werden. Für ein automatisches System ist dieses Vorgehen nicht geeignet, zumal es bei unterschiedlichen Spektralanalysatoren und abhängig von den verwendeten Messparametern deutliche Unterschiede bzgl. der Varianz der Rauschleistungsdichte zu erwarten sind. Eine statische Annahme bzgl. der Rauschvarianz stellt aus diesem Grund keine optimale Lösung dar. Bekräftigt wird diese Argumentation durch die Studien zur Frequenzbelegung in Hull/GB [22] bzw. Singapur [11], welche diesen Wert von 10 dB auf 5 dB bzw. 6 dB reduzieren. In [224] wird von der ITU ein zweites Verfahren zur Definition der Detektionsschwelle vorgestellt. Ausgehend von dem ermittelten Leistungsdichtespektrum in einem Sub-Frequenzband wird das niederwertigste Quintil der Messwerte als Rauschen definiert und die Detektionsschwelle entsprechend festgelegt. Diese Definition führt bei besonders stark bzw. schwach belegten Frequenzbereichen zwangsläufig zu einer hohen verpassten Detektion bzw. zu einer hohen Falschalarmrate P_{fa} .

Verfahren nach *Otsu* [225] kommen laut [154] ebenfalls zur Kanalsegmentierung in Monitoring-Systemen zum Einsatz. Das *Otsu*-Verfahren ist ein pixelorientiertes Segmentierungsverfahren und wird in der Bildverarbeitung für die Segmentierung anhand des Grauwert-Histogramms häufig eingesetzt [226]. *Otsu* formuliert das Problem der geeigneten Schwellenwertdefinition als statistische Optimierungsaufgabe. Nach seiner Definition müssen die Schwellenwerte zur Separierung der einzelnen Sub-Verteilungen in einer multimodalen Verteilung so gesetzt werden, dass die Varianz in den Sub-Verteilungen möglichst gering und zwischen den Sub-Verteilungen möglichst groß ist. Bei einer unbekannt Anzahl von Sub-Verteilungen innerhalb der multimodalen Verteilung muss somit zunächst ein Schwellenwert für das Gütekriterium bestehend aus dem Quotienten der beiden Varianzen definiert werden, um die optimale Anzahl der Sub-Verteilungen zu ermitteln. Ein weiterer Nachteil bzgl. der Leistungsfähigkeit des Verfahrens zeigt sich bei nicht klar getrennten Subverteilungen [227]. Auch *Weidling* verwendet in [157] mit dem Recursive One-Side Hypothesis Testing (ROSHT)-Algorithmus einen statistischen Lösungsansatz für das Segmentierungsproblem. Es

handelt sich hierbei um ein iteratives Verfahren basierend auf einem einseitigen Hypothesentest nach *Rice* in [228] mit unterschiedlichem Signifikanzwert (p-Wert). Nachteilig an dem Verfahren ist, dass die Anzahl der Spektrallinien in denen kein Signal und somit reines Rauschen vorliegt höher sein muss als die Anzahl der Spektrallinien in denen ein Signal liegt. Des Weiteren muss ein Abbruchkriterium für das iterative ROSHT-Verfahren anhand der Varianzberechnung der einzelnen Durchläufe definiert werden. Diese *a priori* Annahmen sind für das *Otsu*-als auch für das ROSHT-Verfahren ein nachteiliger Faktor, weshalb beide Algorithmen nur sehr selten in Monitoring-Systemen eingesetzt werden [154].

Die Kanalsegmentierung basierend auf dem Histogramm der spektralen Leistungsdichtewerte wird in [43] bzw. in [44] behandelt. Dieses Analyseverfahren ist möglich, da es sich bei dem Histogramm der spektralen Leistungsdichtewerte um eine multimodale Verteilung handelt, sofern Signale im untersuchten Frequenzbereich vorliegen. *Bao* lokalisiert in seinen Veröffentlichungen in [43] und [44] diese lokalen Maxima bzw. Modi und weist die spektralen Leistungsdichtewerte den entsprechenden Modi zu. Hierzu werden die Modi M_i des Histogramms bestimmt und ein Toleranzbereich γ_i um diese Modi definiert. Im Folgenden werden die Werte des Leistungsdichtespektrums, die innerhalb der jeweiligen Toleranzbereiche liegen dem entsprechenden Modus zugeordnet. Es erfolgt somit iterativ eine Quantisierung des Leistungsdichtespektrums. Das Histogrammmaximum M_1 mit der geringsten spektralen Leistungsdichte repräsentiert hierbei das Rauschen bzw. die Rauschverteilung. Alle Übergänge von M_1 zu den anderen Modi werden als Start- und Stopffrequenz für die jeweiligen Informationskanäle markiert. Nachteilig an dem Verfahren erscheint die Erstellung des Histogramms. Es ist in [43] keine Vorschrift für die Anzahl und die Breite der Histogrammklassen gegeben. In [44] liegt die Anzahl der verwendeten Histogrammklassen für die unterschiedlichen Testszenarien zwischen 14 und 30 Klassen. Wird eine zu hohe Anzahl an Histogrammklassen gewählt, so werden Nebenmaxima der einzelnen Subverteilungen als Quantisierungsstufen definiert. Bei einer zu geringen Anzahl an Histogrammklassen werden einzelne Subverteilungen gegebenenfalls zusammengefasst. Besonders Signale mit geringem S/N können mit diesem Verfahren nicht detektiert werden. Das

verwendete DVB-Testsignal in [43] für eine erfolgreiche Signaldetektion hat folglich ein S/N von 30 dB.

In [229] wird ebenfalls das Histogramm des Leistungsdichtespektrums zur Schwellenwertberechnung herangezogen. *Couturier* schätzt dabei, ähnlich wie bereits in [230] vorgestellt, die Dichtefunktion des Rauschleistungsdichtespektrums. Es wird in [229] die Annahme getroffen, dass die Rauschleistungsdichte aufgrund gemittelter Messreihen den zentralen Grenzwertsatz erfüllt und somit von einer Gaußverteilung ausgegangen werden kann. Zur Bestimmung der gesuchten Dichtefunktion des Rauschens wird in [229] in einem ersten Schritt über eine lineare Regression das Histogramm optimiert, um anschließend über den Levenberg-Marquardt-Algorithmus (LMA) das erste und zweite zentrale Moment der Rauschleistungsdichte zu bestimmen. Die Startwerte für den LMA resultieren aus der linearen Regression bzw. aus deren Differential. Da der LMA stark abhängig von den gewählten Startwerten ist und diese in [229] auf dem berechneten Histogramm beruhen, wird in [229] empfohlen die Größe der Histogrammklassen zu variieren. Eine entsprechende Kostenfunktion zur Bestimmung der optimalen Histogrammklassengröße ist jedoch nicht gegeben, was ein wesentlicher Nachteil des Verfahrens für die Verwendung als automatischen Signaldetektionsalgorithmus ist.

In [14] setzt *Öner* Cluster-Algorithmen zur Lösung der Kanalsegmentierungsaufgabe ein. Im Einzelnen werden der K-means-, der EACL- und der SSCL-Algorithmus analysiert und evaluiert. Hierbei zeigt sich, dass der EACL-Algorithmus für die Aufgabe der automatischen Kanalsegmentierung keine zuverlässigen Ergebnisse liefert. Der K-means-Algorithmus, welcher auch als *Lloyd-Max-Quantisierer* bekannt ist, liefert hingegen bei einer *a priori* bekannten Anzahl von Clustern bzw. Sub-Verteilungen ein optimales Segmentierungsergebnis. In diesem Fall repräsentieren die sogenannten Prototypen, welche die jeweiligen Schwerpunkte der Sub-Verteilungen darstellen, die einzelnen Cluster. Die Definition einer Kostenfunktion zum optimalen Finden der erforderlichen Anzahl K an Prototypen wird in [14] für zukünftige Arbeiten als Aufgabe gestellt. Als wesentliche Herausforderung für den Einsatz von Cluster-Algorithmen für die Aufgabenstellung der Kanalsegmentierung wird in [14] somit das One Prototype Takes One Cluster (OPTOC)-Problem herausgestellt. Die aus [50] in [14] übernommene Formulierung des OPTOC-Problems kann allgemein als Problemstellung der Defi-

tion eines sogenannten Validitätskriterium („Validity Criterion“) für ein Cluster in einer vorliegenden Datenmenge zusammengefasst werden [231]. Über ein in [50] definiertes Kriterium zur Cluster-Gültigkeit werde die OPTOC-Bedingung nach Öner auch im Falle der Kanalsegmentierung erfüllt. Das in [14] gewählte TestszENARIO und die erzielten Evaluationsergebnisse bestärken diese subjektive Einschätzung.

Körner baut in [28] auf den Erkenntnissen aus [14] auf und adaptiert das SSCL-Verfahren für Überlagerungsszenarien (Overlay-Szenarien) wie z.B. GSM. Der Fokus von *Körner* liegt in [28] somit auf der Nachverarbeitung der Segmentierungsergebnisse. Der SSCL-Algorithmus und das Gültigkeitskriterium werden von *Körner* aus [14] unverändert übernommen. Auf die in [51] veröffentlichte Thematik bzgl. des unzureichend definierten Gültigkeitskriterium in [50] geht *Körner* nicht ein. Aus [51] geht hervor, dass Zhang in [50] mit dem gewählten Gültigkeitskriterium für Cluster die One Prototype Takes Multiple Cluster (OPTMC)-Problemstellung löst, jedoch die Multiple Prototypes Take One Cluster (MPTOC)-Problematik nicht berücksichtigt. Diese wird in [51] thematisiert ohne ein vollständiges Gültigkeitskriterium für die OPTMC- und MPTOC-Problematik zu definieren. Der eingeführte Robust Self Splitting Competitive Learning (RSSCL)-Algorithmus wird in [51] nur auf einen sehr begrenzten und unveränderten Datensatz getestet. Ferner stellt *Körner* in [28] mit dem CSeg-Verfahren aus [53] zudem ein weiteres Segmentierungsverfahren dem wissenschaftlichen Publikum vor. Das CSeg-Verfahren wird in [53] als allgemeines Segmentierungsverfahren vorgestellt und für den Einsatz in Overlay-Systemen untersucht. Bei dem CSeg-Algorithmus handelt es sich um ein mehrstufiges x-dB-Verfahren [232].

Als Fazit zu den Studien zur Frequenzbelegung bleibt festzuhalten, dass die Definition eines Schwellenwertes zur Signaldetektion einer gewissen Subjektivität unterliegt und ein Automatismus zur Schwellenwertdefinition nicht abgeleitet werden kann [154]. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit die Kanalsegmentierungsalgorithmen SSCL, RSSCL, K-means, CSeg und ein neuartiges Verfahren basierend auf dem CSeg-Algorithmus evaluiert. Im Folgenden werden diese einzelnen Verfahren kurz vorgestellt, bevor im nachfolgenden Kapitel 3.3 die Evaluationsparameter, die TestszENARIEN und die Gütekriterien definiert werden.

3.2.2 Kanalsegmentierungsverfahren

3.2.2.1 Self Splitting Competitive Learning Algorithmus

Der SSCL-Algorithmus ist ein divisives Clustering-Verfahren [233] basierend auf dem OPTOC-Prinzip. Dieses besagt, dass eine Sub-Verteilung bzw. Cluster in der multimodalen Verteilung durch exakt einen Prototyp repräsentiert wird. Das SSCL-Verfahren gliedert sich hierbei in die Kategorie der *Online-Clustering*-Verfahren ein und wendet als Cluster-Zugehörigkeitsmaß die euklidische Distanz an [231]. Realisiert wird das Verfahren über eine Berechnung zur Position des jeweiligen Prototypen und drei dem Prototyp zugehörigen Vektoren: Asymptotic Property Vector (APV), Center Property Vector (CPV) und Distance Property Vector (DPV). Der APV sorgt bei der Berechnung der neuen Position des Prototyps für eine Gewichtung der Datenpunkte proportional zu ihrer Entfernung zum Prototyp. Umso näher ein Datenpunkt der aktuellen Position des Prototyps ist, umso stärker wird er für die Berechnung der neuen Prototypposition berücksichtigt. Der CPV gibt den Schwerpunkt der Datenpunkte an, die zu einem Prototyp gehören. Der DPV gibt die maximale Entfernung an, die ein Datenpunkt innerhalb eines Clusters zum zugehörigen Prototyp aufweist. Als divisives Verfahren startet der SSCL-Algorithmus mit einem Prototyp und den drei zugehörigen Vektoren. Hierbei werden die Eingangsdaten, die einzelnen Werte des Leistungsdichtespektrums bzw. Spektrallinien X_i , in zufälliger Reihenfolge analysiert. Der APV gewährleistet, dass die Datenobjekte in unmittelbarer Nähe des Prototyps eine höhere Gewichtung für die Berechnung der neuen Prototypposition erhalten als weit entfernte Datenobjekte. Mit

$$|P_k(i) - X_i| \leq |P_k(i) - A_k(i)| \quad (3.17)$$

ist dieser Zusammenhang beschrieben, wobei P_k der k -te Prototyp und A_k der zugehörige APV sind. Ferner sei darauf hingewiesen, dass es sich bei den zu analysierenden Eingangsdaten um diskrete Werte des Leistungsdichtespektrums handelt und sich somit die Formeln aus [50] vereinfachen.

Der APV für den $(i+1)$ -ten Eingangswert A_k^* in (3.17) wird für den k -ten Prototyp mit dem Gewichtungsfaktor δ_k , dem sogenannten *Winning Counter* n_{Ak} und der Indikatorfunktion $\Theta()$ zu

$$A_k^* = A_k + \frac{\delta_k}{n_{Ak}}(X_i - A_k)\Theta(P_k, A_k, X_i) \quad (3.18)$$

berechnet. Beim Start des Algorithmus wird nach [50] der Prototyp P_1 für das erste zu analysierende Datenobjekt zufällig innerhalb des vorliegenden Wertebereichs festgelegt. Der zugehörige APV mit der Bezeichnung A_1 wird beim Algorithmusstart möglichst weit entfernt von P_1 initialisiert. Die charakteristische Funktion $\Theta()$ indiziert in (3.18) den sogenannten *Winner-Prototyp* und ist allgemein wie folgt definiert:

$$\Theta(a, b, c) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } |a - b| \geq |a - c| \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.19)$$

Der Gewichtungsfaktor δ_k in (3.18) beeinflusst die Berechnung der neuen Position des APV in Abhängigkeit vom Abstand des Datenobjekts X_i zum Prototyp P_k und vom Abstand des APV zum zugehörigen Prototyp wie folgt:

$$\delta_k = \left(\frac{|P_k - A_k|}{|P_k - X_i| + |P_k - A_k|} \right)^2. \quad (3.20)$$

Der sogenannte *Winning Counter* n_{Ak} nimmt mit

$$n_{Ak}^* = n_{Ak} + \delta_k \Theta(P_k, A_k, X_i) \quad (3.21)$$

zu, wenn die Indikatorfunktion $\Theta()$ für diesen Fall den Wert „1“ annimmt. Die Berechnung der neuen Prototypposition basiert ebenfalls auf dem Gewichtungsfaktor δ_k und ist wie folgt definiert:

$$P_k^* = P_k + \delta_k \cdot (X_i - P_k) \quad (3.22)$$

Der DPV mit dem Formelzeichen R_k entfernt sich möglichst weit vom zugehörigen Prototyp und kann für das $(i + 1)$ -te Datenobjekt mit

$$R_k^* = R_k (1 - \Theta(P_k, X_i, R_k)) + X_i \cdot \Theta(P_k, X_i, R_k) \quad (3.23)$$

angegeben werden. Der CPV berechnet das arithmetische Mittel der zum Prototyp jeweils zugeordneten Datenobjekte und wird mit

$$C_k^* = C_k + \frac{1}{n_{C_k}}(X_i - C_k) \quad (3.24)$$

berechnet. Die Variable n_{C_k} gibt hierbei die Anzahl der Datenobjekte im jeweiligen Cluster an. Als sogenanntes Split-Kriterium für die Einführung eines weiteren Prototyps wird der Abstand zwischen dem Prototyp P_{fa} und dem jeweiligen CPV ausgewertet. Das Gültigkeitskriterium ϵ eines Clusters ist mit

$$\epsilon = \frac{1}{Q} |\max(X) - \min(X)| \quad (3.25)$$

festgelegt. Sowohl *Zhang* als auch *Öner* und *Körner* haben in ihren Arbeiten [14, 50] und [28] für Q jeweils den Wert 50 gewählt. Das finale Split-Kriterium ist mit

$$|P_k - A_k| < \epsilon \wedge |P_k - C_k| > \epsilon \Rightarrow \text{Split } P_k \quad (3.26)$$

gegeben und entscheidet, ob zur optimalen Datenrepräsentation ein weiterer Prototyp initialisiert werden muss. Eine ausführliche Beschreibung des Algorithmus sowie ein Pseudo-Code ist in [50] bzw. in [14] und [234] gegeben. Auf das mehrfache Abspalten und Zusammenführen von Prototypen wie es in [235] zur Algorithmusoptimierung vorgeschlagen wird, geht diese Arbeit nicht ein, da diese Vorgehensweise lediglich Einfluss auf die Rechenintensität des Algorithmus hat.

3.2.2.2 Robust Self Splitting Competitive Learning Algorithmus

Der RSSCL ist eine Weiterentwicklung des im vorigen Kapitel beschriebenen SSCL und wird erstmals in [51] vorgestellt. Der modifizierte SSCL-Algorithmus führt mit η ein zweites Cluster-Gültigkeitskriterium ein und erweitert mit

$$|P_k - A_k| < \epsilon \wedge |P_k - C_k| > \epsilon \vee |P_k - R_k| > \eta \Rightarrow \text{Split } P_k \quad (3.27)$$

das *Split-Kriterium* um eine Abfrage des Abstandes vom DPV zum jeweiligen Prototyp. *Zhang* geht in [51] somit erstmals explizit auf die

Problematik des OPTMC ein. Eine konkrete Formulierung des Gültigkeitskriteriums basierend auf dem DPV wird erstmals in [234] allgemein und explizit für das Kanalsegmentierungsproblem angegeben. Mit dem zweiten Gültigkeitskriterium η wird beim RSSCL-Algorithmus die Größe der Cluster analysiert. Es ist somit ein Maß für die geschätzte maximale Streuung der Datenobjekte zum Prototyp. Während der SSCL-Algorithmus allein den Abstand der Cluster als Gültigkeitskriterium heranzieht, wertet der RSSCL-Algorithmus zudem noch die Größe der Cluster aus.

3.2.2.3 K-means

Der K-means-Algorithmus gehört wie die bereits beschriebenen Verfahren zu den divisiven, Prototyp-basierten Clustering-Algorithmen [233], ist jedoch ein *Offline-Clustering*-Verfahren und wird erstmals von Öner in [14] für die Kanalsegmentierung eingesetzt. Der K-means-Algorithmus wurde von *MacQueen* in [236] eingeführt und ist auch als *C-means* [231] oder *Lloyd-Max-Quantisierer* [237] bekannt. Seine Ursprünge hat der Algorithmus in den Arbeiten von Gauß [238]. Im Gegensatz zum SSCL-Algorithmus müssen dem K-means-Algorithmus die Anzahl K der Prototypen und deren Startpositionen jedoch vorgegeben werden. Der Algorithmus ordnet in einem ersten Schritt jedem Datenobjekt X_i den nächstgelegenen Prototyp P_k aus den insgesamt vorhandenen Prototypen P_K zu und markiert diesen in einer Zuordnungsmatrix Z_{ik} mit einer „1“, während die anderen, weiter entfernten Prototypen für dieses Datenobjekt in der Zuordnungsmatrix eine „0“ erhalten. Nach der Bestimmung der Zugehörigkeit aller Datenobjekte zu den Prototypen, werden in einem zweiten Schritt die Positionen der Prototypen über den Schwerpunkt der jeweils zugeordneten Datenobjekte neu bestimmt. Diese beiden Schritte werden als iterativer Prozess wiederholt bis sich die Zuordnung der Datenobjekte zu den Prototypen nicht mehr ändert oder eine maximale Anzahl von Iterationen erreicht ist. Das Optimierungskriterium J_K des K-means-Algorithmus kann mit

$$J_K = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K |X_i - Z_{ik} P_k|^2 \quad (3.28)$$

zusammengefasst werden. Insbesondere die Initialisierung der Prototypen zu Beginn des Lernprozesses beeinflusst das spätere Cluster-Ergebnis stark [239]. Weiterentwicklungen des K-means-Algorithmus wie z.B. der *Fuzzy-C-means*-Algorithmus [240] minimieren diesen Effekt, indem die zu analysierenden Datenobjekte X_i keine absolute Zuordnung zu einem Cluster erhalten, sondern jeweils eine Zugehörigkeitsgewichtung für die einzelnen Datenobjekte X_i zu den vorhandenen Prototypen P_K bestimmt wird.

Der Kern der automatischen Kanalsegmentierung besteht zweifellos in der Aufgabe Signale und Rauschen entlang der Frequenzachse des Leistungsdichtespektrums eindeutig zu separieren. Abb. 3.7 zeigt hierzu eine typische Aufnahme eines Leistungsdichtespektrums an einer Spektrum-Monitoring-Station. Zudem zeigt die Abbildung rechts das Histogramm der aufgenommenen spektralen Leistungsdichtewerte bzw. Spektrallinien. Ähnlich wie es bereits *Bao* in [43] bzw. in [44] präsentiert hat, kann die Kanalsegmentierung auch durch eine geeignete Quantisierung dieses Histogramms erzielt werden. Hierzu ist es notwendig die einzelnen Modi M_i des Histogramms und deren Toleranzbereich [43] möglichst genau zu bestimmen. Für die Quantisierungsaufgabe wird in dieser Arbeit der oben beschriebene K-means-Algorithmus ohne die zuletzt angesprochenen Erweiterungen (*Fuzzy-C-means*) herangezogen.

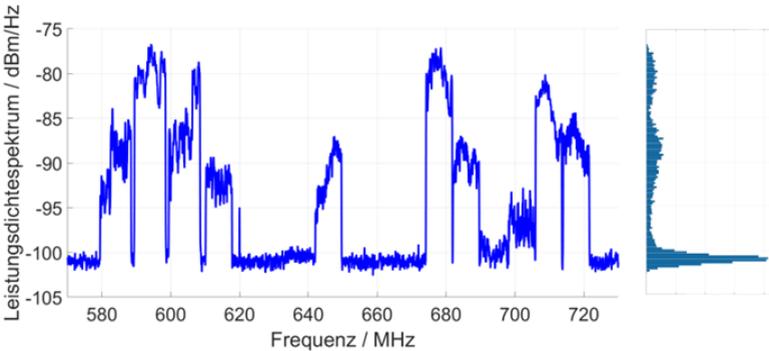


Abb. 3.7: Beispielmessung eines Leistungsdichtespektrums an einer Monitoring-Station

Für die Kanalsegmentierung muss letztlich nur eine Entscheidung zwischen Signal und Rauschen getroffen werden. Die einzelnen unterschiedlichen Signalpegel sind von geringere Bedeutung. Entscheidend ist es die beiden Cluster bzw. Modi mit den geringsten Leistungspegeln zu bestimmen. Diese beiden Cluster repräsentieren zum einen die Rauschleistungsdichte und zum anderen die Signale mit dem geringsten Leistungspegel. Zur besseren Veranschaulichung ist das Histogramm aus Abb. 3.7 in Abb. 3.8 vereinfacht und rotiert dargestellt. Die beiden Cluster mit den geringsten Leistungspegeln sind in dieser Abbildung mit Cluster 1 und Cluster 2 gekennzeichnet. Mit der Zielsetzung diese beiden Cluster möglichst genau zu bestimmen, werden in dieser Arbeit die Anfangspositionen der Prototypen P_k äquidistant gewählt und die Anzahl der Prototypen iterativ erhöht. Die Nummerierung der Prototypen P_k mit $k = 1 \dots K$ erfolgt nach ihrer Initialisierung mit steigendem Leistungspegel. Letztlich gilt es, ein Gütekriterium für dieses spezielle Anwendungsszenario zu definieren, welches die Positionierung der Prototypen P_1 und P_2 beurteilt, siehe Abb. 3.8. In [241] wird ein entsprechendes Gütekriterium vorgestellt, welches ähnlich wie der *ISODATA*-Algorithmus [242] die Varianz der Cluster auswertet. Im Speziellen wird in [241] ein Gütekriterium basierend auf einer Cluster- und Histogrammanalyse des Leistungsdichtespektrums präsentiert.

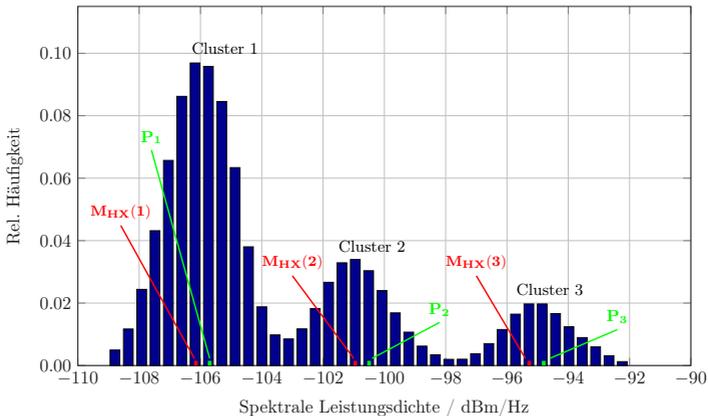


Abb. 3.8: Multimodale Verteilung eines exemplarischen Leistungsdichtespektrums

Zusammengefasst besteht der in dieser Arbeit vorgestellte Segmentierungsalgorithmus somit aus drei Schritten. Im ersten Schritt wird das Histogramm H_X des vorliegenden Leistungsdichtespektrums mit \sqrt{N} Klassen im Wertebereich des gemessenen Leistungsdichtespektrums von $\min(X_i)$ bis $\max(X_i)$ bestimmt, wie es bereits in Abb. 3.7 rechts veranschaulicht dargestellt ist. Dieses Histogramm wird ähnlich wie in [229] mit einem Binomialfilter vierter Ordnung geglättet. Das Ergebnis dieses geglätteten Histogramms ist vereinfacht in Abb. 3.8 dargestellt. Im zweiten Schritt wird iterativ für eine *a priori* definierte Folge von Prototypenanzahlen $K = 2 \dots K_{\max}$ das Cluster-Ergebnis des oben beschriebenen K-means-Algorithmus ermittelt. Sind die Cluster mit den Prototypenpositionen P_k und den Clustervarianzen $\sigma^2(k)$ für eine bestimmte Anzahl von Prototypen K berechnet, so wird im dritten Schritt des Algorithmus das Cluster-Ergebnis mittels eines Gütekriteriums beurteilt. Hierzu wird mit

$$[M_{HX}(k), l_{MHX}(k)] = \operatorname{argmax}(H([P(k) - \rho \sigma(k) \dots P(k) + \rho \sigma(k)])) \quad (3.29)$$

das Histogrammmaximum $M_{HX}(k)$ und dessen Position $l_{MHX}(k)$ innerhalb eines *a priori* definierten Beobachtungsbereichs für die jeweiligen Prototypen $k = 1 \dots K$ bestimmt. Dieser Beobachtungsbereich ist ein Vielfaches ρ der Standardabweichung σ und wurde in [241] anhand eines Testszenarios auf den Wert $\rho = 2,5$ festgelegt.

Sind die Positionen $l_{MHX}(1)$ und $l_{MHX}(2)$ der Maxima $M_{HX}(1)$ und $M_{HX}(2)$ nicht identisch, so wird die Anzahl der Prototypen K um Eins erhöht und Schritt Zwei und Drei des Algorithmus wiederholt. Sollte hingegen die Position $l_{MHX}(1)$ und $l_{MHX}(2)$ für die Prototypenanzahl K identisch sein, so wird für die Kanalsegmentierung der K-means-Algorithmus mit $K - 1$ Prototypen verwendet.

Das oben beschriebene und in [241] veröffentlichte Verfahren erfüllt somit die drei Cluster-Analyse-Kriterien nach *Tukey* [243]: Es folgt einer mathematischen Beschreibung, ist zweckmäßig für die Kanalsegmentierungsaufgabe und liefert richtige Ergebnisse.

3.2.2.4 CSeg-Verfahren

Das sogenannte CSeg-Verfahren [53] wird erstmals in [28] der breiten wissenschaftlichen Öffentlichkeit vorgestellt und dort mit dem SSCL-Algorithmus verglichen. Es handelt sich hierbei um ein x -dB-Verfahren mit zwei statischen Schwellenwerten und wurde speziell für Überlagerungsszenarien entwickelt. Es ist ein mehrstufiges Verfahren, welches im ersten Schritt eine Signaldetektion anhand des Leistungsdichtespektrums durchführt, um Signale von Rauschen und breitbandigen Störungen abzugrenzen. Im folgenden zweiten Schritt wird die frequenzmäßige Segmentierung vollzogen.

Zur Signaldetektion wird ein Rauschbezugsspegel ermittelt, indem „eine vorgegebene Anzahl der „kleinsten“ Werte aufgemittelt [53]“ werden. Konkret empfiehlt *Liedtke* $N/64$ Werte zu verwenden, wobei N der Anzahl der Stützstellen des diskreten Leistungsdichtespektrums entspricht. Der Schwellenwert zur Signaldetektion wird anschließend auf einen Wert von 13 dB über diesen Rauschbezugsspegel festgelegt. Das sogenannte Threshold-to-Noise-Verhältnis T/N von 13 dB wurde in [53] empirisch bestimmt und erwies sich für die gegebenen Testszenarien als geeigneter Kompromiss zwischen guter Detektionsrate P_d und geringer Falschalarmrate P_{fa} . Die über diesen Schwellenwert detektierten Signale werden im Leistungsdichtespektrum entsprechend markiert und einem Segmentierungsblock zur weiteren Bearbeitung übergeben. Dieser Segmentierungsblock ermittelt über ein dreistufiges x -dB-Verfahren mit $x = 10$ dB, $x = 7$ dB und $x = 4$ dB, ob es sich bei dem detektierten Signal um nur ein Signal handelt oder um mehrere überlagerte Signale. Die Signaldetektion und frequenzmäßige Segmentierung werden anschließend für die zuvor als Rauschen gekennzeichneten Frequenzbereiche im vorliegenden Leistungsdichtespektrum erneut durchgeführt. Als Rauschabstand werden bei diesem Durchgang jedoch $S/N = 6$ dB für die Signaldetektion festgelegt. Die frequenzmäßige Segmentierung erfolgt in diesem Durchgang mit $x = 4$ dB.

Zur Bestimmung der Mittenfrequenz f_c und Signalbandbreite BW erfolgt in [53] im Nachbearbeitungsblock noch eine Approximation einer Parabel zweiter Ordnung, da deren Form der Spektralmaske der vorliegenden digital modulierten Signale weitestgehend entspricht. Da in

dieser Arbeit jedoch OFDM-Signale analysiert werden, wird auf diese Parabelapproximation verzichtet.

3.2.2.5 Neuartiges Kanalsegmentierungsverfahren basierend auf gestuften Schwellenwerten

Die automatische Kanalsegmentierung behandelt die Aufgabe Signale und Rauschen entlang der Frequenzachse des Leistungsdichtespektrums eindeutig zu separieren. Abb. 3.7 zeigt zum besseren Verständnis eine typische Aufnahme eines Leistungsdichtespektrums an einer Spektrum-Monitoring-Station. Wie bereits in Kapitel 3.2.2.3 herausgestellt wurde, kann eine erfolgreiche Kanalsegmentierung auch auf der Analyse des in Abb. 3.7 rechts dargestellten Histogramms des Leistungsdichtespektrums basieren. Eine exakte Beschreibung und Schätzung der Dichtefunktion des Rauschens in dieser multimodalen Verteilung erhöht folglich die Chancen einer erfolgreichen Kanalsegmentierung.

Basierend auf den Überlegungen in [23] wird in dieser Arbeit ein Verfahren vorgestellt und später evaluiert, welches ausgehend von einer Schätzung der Rauschleistungsdichte und einer *a priori* vorgegebenen Falschalarmwahrscheinlichkeit die automatische Kanalsegmentierung realisiert. Ausgehend von der Schätzung der spektralen Leistungsdichte in (3.14) wird die Histogrammklassengröße ΔH nach [244] optimiert. Dieses Verfahren findet innerhalb eines vorgegebenen Wertebereichs für ΔH die optimale Histogrammklassengröße zur Darstellung der zugrundeliegenden Messdaten bzw. der hier gegebenen multimodalen Verteilung des Leistungsdichtespektrums. Das Histogramm H_X wird hierbei für jede mögliche Histogrammklassengröße ΔH berechnet und dessen Varianz $\text{var}(H_X(\Delta H))$ sowie Mittelwert $\mu(H_X(\Delta H))$ bestimmt. Die Kostenfunktion ist nach [244] mit

$$C_{HX}(\Delta H) = \frac{2\mu(H_X(\Delta H)) - \text{var}(H_X(\Delta H))}{\Delta H^2} \quad (3.30)$$

so definiert, dass sie für die optimale Histogrammklassengröße ein Minimum aufweist. Die so ermittelte Histogrammklassengröße ΔH ist somit für die Darstellung einer multimodalen Verteilung, wie sie in Abb. 3.7 rechts veranschaulicht ist, ideal geeignet.

Die Bestimmung der Rauschleistungsdichte erfolgt in diesem neuartigen und in [230] erstmals präsentierten Verfahren anhand des oben beschriebenen, optimierten Histogramms, welches für die Kostenfunktion $C_{HX}(\Delta H)$ ein Minimum aufweist. Basierend auf der Annahme, dass bei einer signalfreien Empfangsfolge $x[k]$ die Abtastwerte für Inphase- und Quadratur-Anteil jeweils eine gaußförmige Verteilung aufweisen, entspricht die Dichtefunktion g des ermittelten, nicht logarithmierten Leistungsdichtespektrums einer Rayleigh-Verteilung mit der Wahrscheinlichkeitsdichte

$$g(y_{\text{lin}}) = \frac{y_{\text{lin}}}{\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{y_{\text{lin}}^2}{2\sigma_{\text{RD}}^2}} \quad \text{für } y_{\text{lin}} \geq 0, \quad (3.31)$$

wobei σ_{RD} die Standardabweichung der Rayleigh-Verteilung und y_{lin} den linearen Wertebereich des Leistungsdichtespektrums beschreiben. Die Dichtefunktion des logarithmierten Leistungsdichtespektrums, unter der Voraussetzung einer signalfreien Empfangsfolge, kann somit über die Transformation von (3.31) zu

$$g(y_{\text{log}})/dB = 10^{\frac{y_{\text{log}}}{10}} \frac{\ln(10)}{20\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{10}{2\sigma_{\text{RD}}^2} \frac{y_{\text{log}}}{10}} \quad (3.32)$$

berechnet werden. Die Transformation dieser Dichtefunktion ist im Anhang C.1 ausführlich angegeben. Da zur Kanalsegmentierung nach den Erkenntnissen in [14, 28] und [53] meist das gemittelte Leistungsdichtespektrum verwendet wird, ergibt sich für die Rauschleistungsdichte gemäß des zentralen Grenzwertsatzes eine Gaußverteilung [245]. Abb. 3.9 veranschaulicht in diesem Zusammenhang die logarithmierte Dichtefunktion der Rayleigh-Verteilung bei unterschiedlicher Anzahl an Mittelungen, wobei $f_{\text{RD,avg}}$ die jeweilige Dichtefunktion zur zugehörigen Mittelung angibt. Die entsprechende Mittelung ist in Abb. 3.9 mittels einer Faltungsoperation nach [245] berechnet und aufgezeichnet. Ein χ^2 -Test nach *Kreyszig* [246] ist im Anhang C.2 ausführlich beschrieben und zudem für 50 gemittelte Leistungsdichtespektren durchgeführt. Die Mittelung von 50 wurde später auch als geeigneter Kompromiss von Sensing-Dauer T_{SB} und Sensing-Rate R_{SB} für die ausgeführten Messreihen in den einzelnen Subbändern des UHF-Bands IV und V festgelegt.

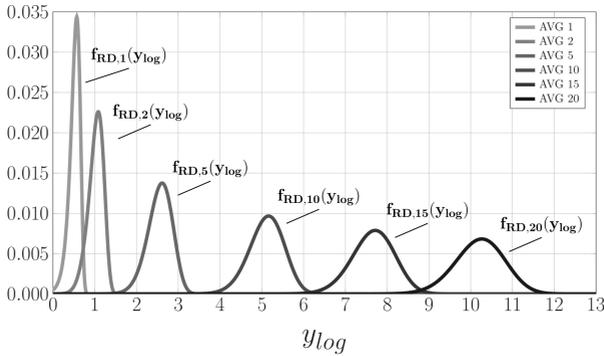


Abb. 3.9: Logarithmierte Rayleigh-Verteilung unter dem Einfluss der Mittelung

Zur Beschreibung der Rauschleistungsdichte des gemittelten Leistungsdichtespektrums in einer multimodalen Verteilung, wie sie z.B. in Abb. 3.8 zu sehen ist, müssen folglich die ersten beiden zentralen Momente dieser Verteilung bestimmt werden. Hierzu wird in diesem neuartigen Verfahren angenommen, dass die Verteilung mit der geringsten spektralen Leistungsdichte die Rauschleistungsdichte darstellt. Da es sich bei der Gaußverteilung um eine bivariate Dichtefunktion handelt, wird nach der Festlegung des Analysebereichs im ersten Schritt des Verfahrens zunächst das erste zentrale Moment und im zweiten Schritt das zweite zentrale Moment der Verteilung bestimmt.

Zur Bestimmung des Analysebereichs wird im ersten Schritt das optimierte Histogramm linear interpoliert und hieraus den Modus mit der geringsten spektralen Leistungsdichte ermittelt. Dieser Modus M_R ist der Rauschleistungsdichte zugehörig und entspricht im Idealfall dem ersten Moment μ_R der zugrundeliegenden Gaußverteilung. Zur Optimierung der Schätzung des ersten Moments werden die interpolierten Häufigkeitswerte der rechts- und linksseitig verlaufenden Flanke von M_R hinsichtlich ihrer Symmetrie analysiert. Hierzu werden die Häufigkeitswerte der Flanken ermittelt, die z.B. 90%, 80%, 70%, 60% und 50% des Moduswertes M_R entsprechen und die zugehörigen Werte y_{\log} bestimmt. Dies ist in Abb. 3.10 veranschaulicht. Im Folgenden werden diese Werte entsprechend ihrer Flankenzugehörigkeit mit $y_{\log, 1, \varpi}$ bzw. $y_{\log, r, \varpi}$ be-

nannt, wobei ϖ dem Prozentwert ausgehend von M_R entspricht. Des Weiteren wird angenommen, dass die linksseite Flanke von M_R als reines Rauschen gesehen werden kann, während hingegen die rechtsseitige Flanke auch Signalanteile mit geringer Leistung enthalten kann. Somit werden zur Symmetrieanalyse der Verteilung die Differenzen

$$\begin{aligned} d_{l, 90} &= |y_{\log, l, 90} - y_{\log, l, 80}| & d_{r, 90} &= |y_{\log, r, 90} - y_{\log, r, 80}| \\ d_{l, 80} &= |y_{\log, l, 80} - y_{\log, l, 70}| & d_{r, 80} &= |y_{\log, r, 80} - y_{\log, r, 70}| \\ &\dots & &\dots \end{aligned} \tag{3.33}$$

gebildet und verglichen. Entspricht $d_{l, 90}$ nicht näherungsweise $d_{r, 90}$, so wird der bestimmte Modus als erstes Moment der Rauschleistungsdichte angenommen und das zweite Moment anhand des interpolierten Histogramms mittels eines Least-Square-Verfahrens bestimmt. Als Wertebereich wird hier lediglich das Intervall $[\min(y_{\log}), y_{\log, M_R}]$ verwendet. Sollte $d_{l, 90}$ näherungsweise $d_{r, 90}$ entsprechen, werden iterativ die folgenden Differenzen ausgewertet mit absteigender Häufigkeit bis die Symmetrie nicht mehr gegeben ist. Als Toleranzbereich für die Differenzen $d_{r, \varpi}$ werden in dieser Arbeit Werte von $d_{l, \varpi} - 0.5d_{l, \varpi}$ bis $d_{l, \varpi} + 0.5d_{l, \varpi}$ als ausreichende Symmetrieeigenschaft akzeptiert. Der Wert für y_{\log} auf der rechten Seite von M_R , der in diesem iterativen Verfahren letztmals die Symmetrieeigenschaft erfüllt wird mit $y_{\log, r, \text{sym}}$ bezeichnet. Das zweite zentrale Moment wird in diesem Fall über das Least-Square-Verfahren im Intervall $[\min(y_{\log}), y_{\log, r, \text{sym}}]$ bestimmt. Abb. 3.10 veranschaulicht die Bestimmung der Berechnungspunkte $y_{\log, l, 90}$ bis $y_{\log, l, 20}$ bzw. $y_{\log, r, 90}$ bis $y_{\log, r, 20}$. In diesem gezeigten Beispiel erfüllt $y_{\log, r, 20}$ als letzter Punkt noch die geforderte Symmetrieeigenschaft und wird zu $y_{\log, r, \text{sym}}$. Zudem veranschaulicht dieses Beispiel, dass das Maximum des Histogramms nicht unbedingt mit dem ersten Moment der Rauschleistungsdichte übereinstimmt. Die Auswertung der Symmetrieeigenschaft ist aus diesem Grund ein wichtiger Bestandteil des Verfahrens.

Über dieses neuartige Verfahren können unter den gegebenen Voraussetzungen die Momente der Rauschleistungsdichte automatisch berechnet und ein Schwellenwert abhängig von einer Falschalarmwahrscheinlichkeit bestimmt werden. Zur Signaldetektion wird in dieser Arbeit eine

Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{fa} = 10^{-5}$ und zur Schätzung der Signalbandbreite um einen weiteren Schwellenwert mit einer Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{fa} = 0.25$ ergänzt. Der festgelegte Wert von $P_{fa} = 10^{-5}$ für die Signaldetektion wurde anhand der bereits erfolgten Erkenntnisse aus [23] bzw. [247] und aus eigenen empirischen Erfahrungen zur Kanalsegmentierung im UHF-Band IV und V festgelegt. Das Verfahren wurde bereits in [230] und [248] veröffentlicht und hat den wesentlichen Vorteil, dass es im Gegensatz zu anderen Verfahren keine statischen Annahmen über den Abstand von dem jeweils ermittelten Mittelwert der Rauschleistungsdichte zur Detektionsschwelle L_T vornimmt. Es ist somit z.B. unabhängig von der Rauschzahl des Empfängers oder der verwendeten Auflösungsbandbreite. Das Verfahren kann für unterschiedliche Empfänger bzw. für ein ganzes Monitoring-Netz mit unterschiedlichen Empfängern eingesetzt werden, da es automatisch auf die jeweiligen Empfängereigenschaften und -einstellungen eingeht. Dies ist in einem flächendeckenden und dauerhaften Monitoring-Systems mit vielen Monitoring-Stationen ein entscheidender Vorteil, da dieses aufgrund des großen Abdeckungsgebietes einer stetigen Erneuerung unterliegt und die einzelnen Monitoring-Station meist nicht identisch sind. Im weiteren Text wird das Verfahren, da es mit zwei Schwellenwerten (*Double Threshold*) arbeitet, kurz mit *DT*-Verfahren abgekürzt.

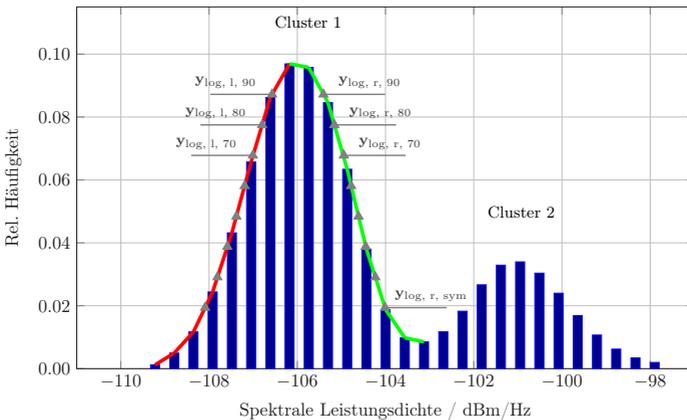


Abb. 3.10: Multimodale Verteilung und Schätzung der Rauschleistungsdichte

3.3 Evaluation und Bewertung der Kanalsegmentierungsverfahren

3.3.1 Definition der Testszenarien und der Bewertungskriterien

Zur objektiven Bewertung und Beurteilung der in Kapitel 3.2.2 vorgestellten Kanalsegmentierungsalgorithmen werden in diesem Kapitel Evaluierungsszenarien definiert, um die Vor- und Nachteile der einzelnen Verfahren zu analysieren. Da es hierbei um einen Vergleich der verschiedenen Verfahren bzgl. ihrer Leistungsfähigkeit geht, wird auf eine Vor- und Nachbearbeitung der Eingangsdaten verzichtet. Die Vorverarbeitung hat die Aufgabe durch eine geeignete Filterung die Subverteilungen der Eingangsdaten deutlicher voneinander zu trennen [154] und die Nachbearbeitung basiert in den meisten Fällen auf Mustererkennungsverfahren [28, 53]. Die Beurteilung der Segmentierungsalgorithmen erfolgt in diesem Kapitel deshalb unabhängig von einer anwendungsspezifischen Vor- bzw. Nachbearbeitung. Als Testsignal wird ein OFDM-Signal verwendet, da diese Signalform sowohl in der Fourth-Generation Wireless (4G) als auch in der zukünftigen Fifth-Generation Wireless (5G) Funkkommunikation die bedeutendste Rolle einnehmen wird [249–253].

In vorangegangenen Studien zur Kanalsegmentierung, wie z.B. in [53] oder [28], wurden jeweils anwendungsspezifische Testszenarien für Überlagerungssysteme angenommen und evaluiert. *Öner* evaluiert in [14] unterschiedliche Signalformen und kombiniert diese in jeweils unterschiedlicher Zusammensetzung in drei verschiedenen Testszenarien. Die gewählten Signale haben eine S/N -Spanne von 3 dB bis maximal 15 dB. Eine Evaluation bzgl. des minimal erforderlichen S/N für eine erfolgreiche Kanalsegmentierung erfolgt in keiner dieser Arbeiten. Ausgehend von dieser Feststellung werden in dieser Arbeit die vorgestellten Verfahren zur automatischen Kanalsegmentierung zunächst bzgl. des minimal erforderlichen S/N zur erfolgreichen Kanalsegmentierung untersucht. Das hierfür definierte Testszenario ist in Abb. 3.11 dargestellt. Es beinhaltet lediglich ein OFDM-Signal S_1 . Als Gütemaß für die Evaluation wird die Detektionsrate innerhalb der Signalbandbreite festgelegt. Zwar werden in den Arbeiten [14, 53] und [28] ausschließlich die ge-

geschätzte Bandbreite und Mittenfrequenz der Signale als Gütekriterien verwendet, diese sind jedoch bei der hier vorliegenden, rechteckförmigen Spektralmaske äquivalent zu dem in dieser Arbeit verwendeten Gütekriterium. Zudem wird in dieser Arbeit auf eine Auswertung der Auflösungsbandbreite verzichtet. Die Arbeiten [14, 53] und [28] zeigen bereits, dass eine geringere Auflösungsbandbreite zu einer entsprechend besseren Schätzung der Mittenfrequenz und Bandbreite führt. Die Auflösungsbandbreite beträgt deshalb in allen Testszenarien 27,3 kHz und das DVB-Signal hat eine Signalbandbreite von 7,61 MHz [113]. Als zweites Gütekriterium wird in Testszenario 1 die Falschalarmrate in den benachbarten Frequenzbereichen von $S1$ ausgewählt. Die Begriffe Detektionsrate und Falschalarmrate wurden in diesem Zusammenhang gewählt, da es sich um eine endliche Messreihe handelt und nicht um eine mathematisch bestimmte Detektions- oder Falschalarmwahrscheinlichkeit. Für alle Testszenarien wurden pro S/N -Wert 1000 Messreihen ausgewertet.

In Testszenario 2 nach Abb. 3.12 befinden sich zwei DVB-Signale im Analysebereich mit der Kennzeichnung $S1$ und $S2$. Das Testszenario 2 unterteilt sich in vier Unterszenarien, wobei das S/N für das Testsignal $S1$ jeweils konstant bei Werten von 5 dB, 10 dB, 15 dB und 20 dB liegt. Das S/N für das Testsignal $S2$ wird jeweils variiert und auf der Abszisse der Auswertungsgrafiken dargestellt. Dieses Szenario kommt den statischen Testszenarien aus [14, 53] und [28] nahe, da jeweils ein konstantes Signal im Analysebereich vorhanden ist. Die Abhängigkeit der verschiedenen Kanalsegmentierungsverfahren von einem vorhandenen Signal mit einem bestimmten S/N kann somit gezeigt werden. Als Gütekriterium für dieses Szenario dient wiederum die Detektionsrate P_d innerhalb der Signalbandbreiten und die Falschalarmrate P_{fa} in den benachbarten Frequenzbereichen.

Das dritte Testszenario nach Abb. 3.13 beinhaltet ebenfalls zwei Testsignale $S1$ und $S2$. Ähnlich wie in [28] bewegt sich in diesem Szenario das Testsignal $S2$ auf das Testsignal $S1$ zu. Das Guard-Band zwischen den beiden Signalen ist anfangs 20 Frequenz-Bins von Signalfanke zu Signalfanke mit einer Auflösungsbandbreite von 27,3 kHz groß. Die Mittenfrequenzen der Signale $S1$ und $S2$ haben in diesem Testszenario somit einen maximalen Frequenzabstand von 8,156 MHz. Dieser Frequenzabstand der Mittenfrequenzen wird über eine Frequenzverschie-

bung von $S2$ bis auf einen Frequenzabstand von 7,61 MHz reduziert. Beide Signale haben in diesem Szenario jeweils ein identisches S/N , das iterativ erhöht wird. Über die Auswertung dieses Szenarios kann eine Aussage getroffen werden, bis zu welchem Frequenzabstand die beiden Testsignale $S1$ und $S2$ über den jeweiligen Segmentierungsalgorithmus noch eindeutig voneinander separiert werden können. Als Auswertungsparameter dient die Detektionsrate der ermittelten Mittenfrequenzen für $S1$ und $S2$, welche mit $P_d(f_c)$ bezeichnet wird. Im Umkehrschluss gibt dieses Testszenario somit Aufschluss, welche Frequenzselektivität das jeweilige Kanalsegmentierungsverfahren kompensieren kann.

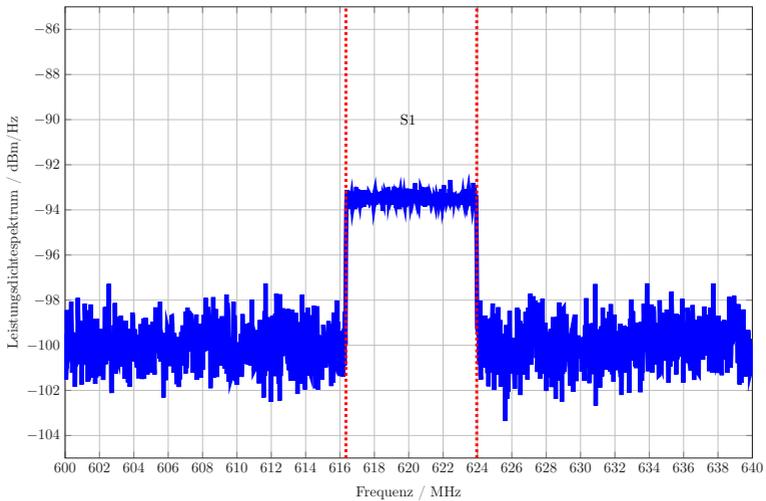


Abbildung 3.11: Testszenario 1 zur Kanalsegmentierung

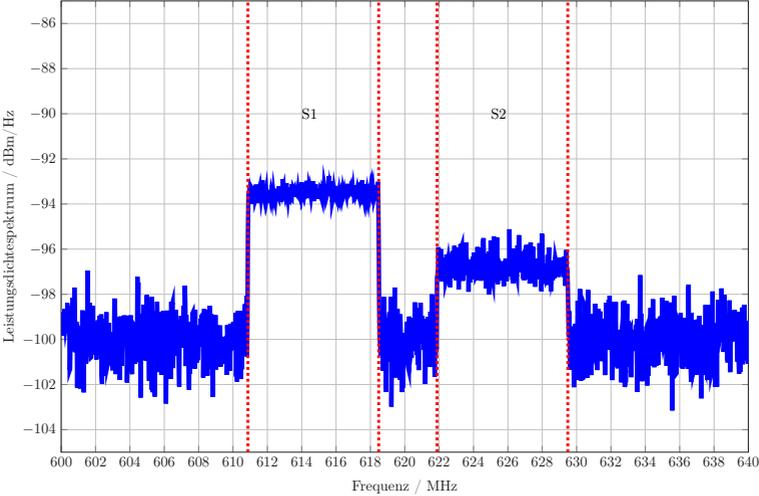


Abbildung 3.12: Testszenario 2 zur Kanalsegmentierung

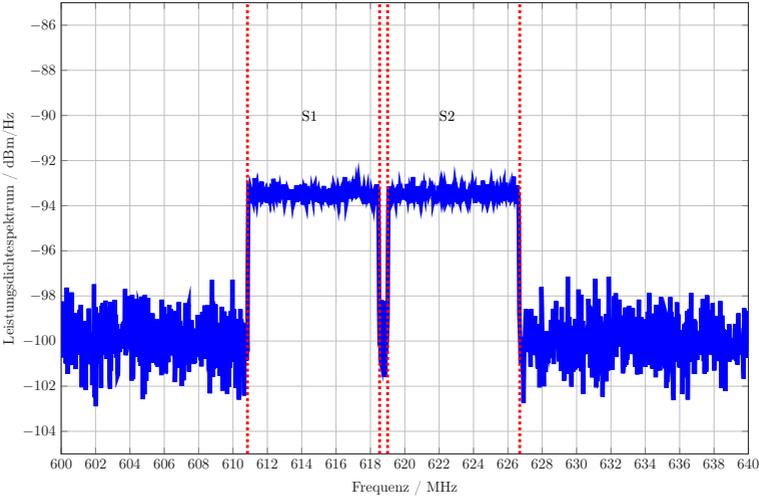


Abbildung 3.13: Testszenario 3 zur Kanalsegmentierung

3.3.2 Auswertergebnisse in den Testszenarien

3.3.2.1 Auswertung SSCL-Verfahren

Aus der Verfahrensbeschreibung des SSCL-Verfahrens in Kapitel 3.2.2.1 geht hervor, dass die Separierung der Sub-Verteilungen für diesen Algorithmus stark vom gewählten Gültigkeitskriterium ϵ nach (3.25) abhängt. Die Auswertung des Testszenarios 1 wird deshalb zunächst in Abhängigkeit von ϵ durchgeführt. Ausgehend von der Empfehlung in [50] wird hierzu der Wert Q in (3.25) auf den Wert 50 und zusätzlich auf die Werte von 2, 5, 10, 25 und 100 festgelegt. Das Evaluierungsergebnis für die verschiedenen Gültigkeitskriterien ist in Abb. 3.14 dargestellt. Anhand der Detektionsrate P_d lässt sich eindeutig festhalten, dass die Werte $Q = 2$ und $Q = 5$ ungeeignet für die Signaldetektion sind. Auch der Wert $Q = 50$ ist mit einer hohen Falschalarmrate P_{fa} bei sehr geringem S/N für die zugrundeliegende Kanalsegmentierungsaufgabe ungeeignet. Unter der Annahme, dass ein Signal mit einem S/N von 5 dB im zu untersuchenden Frequenzbereich vorliegt, schneidet der SSCL-Algorithmus jedoch für den Wert $Q = 50$ besser ab als für die Werte $Q = 10$ oder $Q = 25$, da die Falschalarmrate P_{fa} in den benachbarten Frequenzbereichen für $Q = 50$ geringer ist. Folglich werden die Werte $Q = 10$, $Q = 25$ und $Q = 50$ für die weitere Evaluation der Testszenarien 2 und 3 ausgewählt. Darüber hinaus ist festzuhalten, dass der SSCL-Algorithmus unter keinem der für Q gewählten Werte eine Detektionsrate von $P_d = 1$ erreicht. Als Ursache für dieses Verhalten ist die in Kapitel 3.2.2.2 thematisierte OPTMC-Problematik zu nennen. Für diesen Fall befindet sich der erste initialisierte Prototyp P_1 im globalen Schwerpunkt C_1 der multimodalen Verteilung und es wird nach (3.26) kein zweiter Prototyp initialisiert und folglich kein Signal detektiert [234]. Auffallend bei den erzielten Ergebnissen für dieses Testszenario ist zudem die hohe und schwankende Falschalarmrate in den benachbarten Frequenzbereichen bei größeren S/N -Werten von $S1$. Dies unterstreicht die in [51] bereits gewonnene Erkenntnis, dass es sich bei dem SSCL-Algorithmus um kein robustes Clustering-Verfahren handelt. Der SSCL-Algorithmus findet jedoch in den meisten Fällen abhängig von dem gewählten Wert Q die einzelnen Sub-Verteilungen in der multimodalen Verteilung. Diese beiden Algorithmuseigenschaften können im Testszenarios 1 bestätigt werden.

Die Abhängigkeit des Detektionsergebnisses vom Startpunkt von P_1 für den SSCL-Algorithmus ist im Anhang C.4 dargestellt. Hier wird der Startpunkt von P_1 nicht zufällig gewählt sondern P_1 mit dem Minimum des vorliegenden Leistungsdichtespektrums initialisiert. Diese Festlegung verbessert das Kanalsegmentierungsergebnis signifikant, da es die oben beschriebenen OPTMC-Problematik ausschließt.

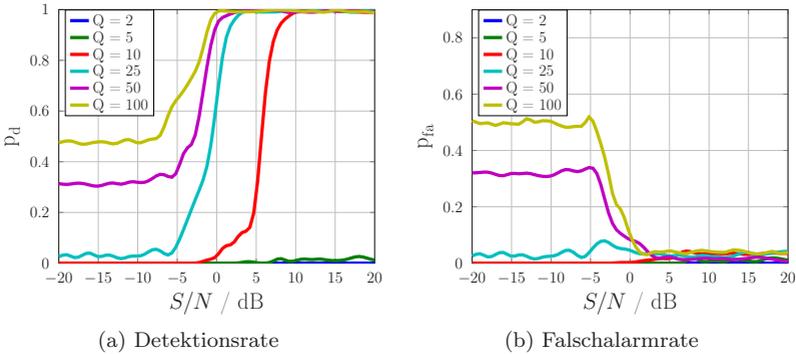


Abb. 3.14: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 1

Das Testszenario 2 unterteilt sich in vier Unterszenarien. Die Auswertung der Testszenarien 2-1 und 2-4 ist in Abb. 3.15 bzw. Abb. 3.16 dargestellt. Die Ergebnisse der Testszenarien 2-2 und 2-3 sind zudem im Anhang C.3 aufgelistet. Durch die Definition des Gültigkeitskriteriums ϵ in (3.25) ist das Clustering-Ergebnis stark von dem größten Abstand zweier im aktuellen Datensatz vorliegenden Datenpunkte abhängig. Im Falle der Kanalsegmentierung also vom kleinsten Wert der Rauschleistungsdichte zum maximalen Signalpegel im vorliegenden Frequenzbereich. Diese Abhängigkeit wird durch die Evaluation der Unterszenarien 2-1 bis 2-4 verdeutlicht. In Testszenario 2-1 hat S_1 ein konstantes S/N von 5 dB. Das S/N für S_2 wird in diesem Fall variiert und auf der Abszisse der Auswertungsgrafiken angegeben. Die Detektionsrate P_d für dieses Szenario ist in Abb. 3.15a dargestellt. Für die Werte $Q = 25$ und $Q = 50$ wird S_1 zuverlässig detektiert, P_d liegt folglich bei geringem S/N für S_1 bei einem Wert von 0,5. Für $Q = 10$ ist dies nicht der Fall. Hier geht P_d gegen einen Wert von 0,18. Dieser Wert korrespondiert mit der Detektionsrate aus Testszenario 1 in Abb. 3.14a bei einem Signal mit

einem S/N von 5 dB. Hat $S1$ ein größeres S/N , wie z.B. in Testszenario 2-4, so wird $S1$ auch bei $Q = 10$ zuverlässig detektiert. Dies belegt die Auswertung in Abb. 3.16a.

Der Vergleich der Detektionsraten von Testszenario 2-1 in Abb. 3.15a mit Testszenario 2-4 in Abb. 3.16a zeigt zudem eine deutliche Abhängigkeit des Gültigkeitskriteriums von den präsenten Signalen und deren Signalpegeln. Während in Testszenario 2-1 eine Detektionsrate von $P_d = 0.9$ für $Q = 25$ bereits bei einem S/N von 2 dB erreicht wird, so ist dies bei Testszenario 2-4 erst bei einem S/N von 11 dB der Fall. Die Detektionsrate des SSCL-Algorithmus ist somit eindeutig abhängig vom Signal mit dem größten Signalpegel im zu analysierenden Frequenzbereich und von der Konstellation der vorliegenden Signalpegel. Aus Abb. 3.15a geht die Abhängigkeit bezüglich der Signalpegelkonstellationen am deutlichsten hervor. Das Signal $S1$ hat in diesem Fall ein konstantes S/N von 5 dB und das S/N für $S2$ wird variiert. Ist der Abstand der Signalpegel annähernd gleich, so werden beide Signale detektiert. Konkret ist das der Fall für S/N -Werte für $S2$ von 2 dB bis 12 dB. Nimmt das S/N für $S2$ weiter zu und hat z.B. ein S/N von 15 dB, so wird lediglich $S2$ detektiert. Dieses konkrete Beispiel für Testszenario 2-1 mit $S1$ bei einem S/N von 5 dB und $S2$ mit 15 dB korrespondiert mit der Auswertung von Testszenario 2-3 in Abb. C.3a mit $S1$ bei einem S/N von 15 dB und $S2$ bei 5 dB.

Die Falschalarmwahrscheinlichkeit hat sich in den Testszenarien 2-1 bis 2-4 zu Testszenario 1 verschlechtert. Anhand der gewählten Szenarien lässt sich eindeutig erkennen, dass die Falschalarmrate P_{fa} sowohl vom Wert Q , der vorliegenden Anzahl an Clustern bzw. Signalen mit unterschiedlichem S/N und der Anzahl der Datenobjekte in einem Cluster abhängig ist. Mit dem Anstieg der Detektionsrate P_d in den jeweiligen Testszenarien steigt auch die Falschalarmrate P_{fa} in den benachbarten Bändern. Dies geschieht sobald das Cluster für $S2$ ein größeres S/N annimmt und von der Rauschverteilung unterscheidbar ist. In diesem Fall liegen folglich drei Sub-Verteilungen in den Eingangsdaten vor. Nimmt $S2$ das S/N von $S1$ an, z.B. 5 dB in Testszenario 2-1, so werden aus den drei Sub-Verteilungen wieder zwei Sub-Verteilungen, da $S1$ und $S2$ den gleichen Signalpegel haben und in der eindimensionalen multimodalen Verteilung nicht mehr unterscheidbar sind. Für diesen Fall nimmt auch die Falschalarmrate jeweils ab, da weniger Cluster in

den Eingangsdaten vorliegen bzw. mehr Datenobjekte zu einem Cluster gehören und die Prototypen die Clusterzentren somit besser repräsentieren. Diese Abhängigkeit von der Anzahl der Cluster bzw. der Anzahl der Datenobjekte pro Cluster wirkt sich je nach gewähltem Wert für Q unterschiedlich stark aus. Je größer Q gewählt wird, umso geringer wirkt sich dieser Effekt aus.

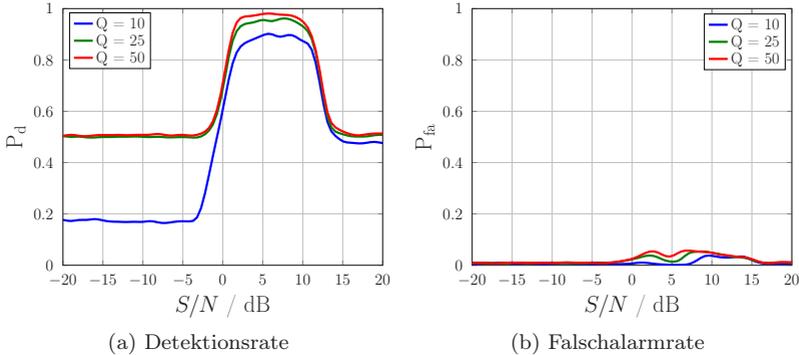


Abb. 3.15: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.1

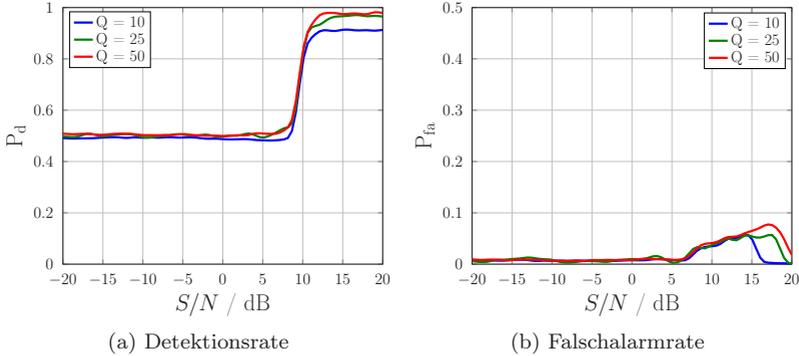
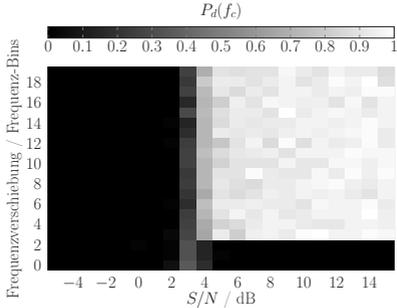


Abb. 3.16: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.4

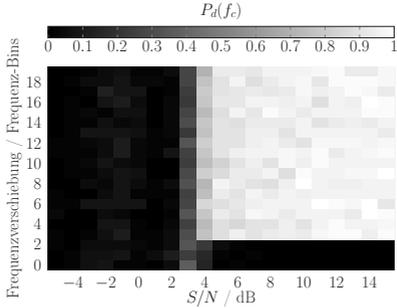
Unterscheidet sich das S/N von $S1$ und $S2$ nur geringfügig, so liegen überlappende Sub-Verteilungen vor und der SSCL-Algorithmus weist diesen beiden Clustern abhängig von der Prototypinitialisierung nur ein Prototyp zu und die OPTMC-Problematik entsteht.

Das Ergebnis des SSCL-Algorithmus für TestszENARIO 3 ist in Abb. 3.17 ebenfalls für die Werte $Q = 10$, $Q = 25$ und $Q = 50$ dargestellt. Es wird jeweils die Detektionsrate für die korrekte Mittenfrequenz der beiden vorliegenden Signale ausgewertet und farbkodiert in den Grafiken 3.17a bis 3.17c abhängig von Frequenzverschiebung und S/N der Signale dargestellt. Wie bereits für TestszENARIO 1 ist die erhöhte Detektionsrate bei geringem S/N für $Q = 25$ und $Q = 50$ festzuhalten. Zudem wird die Detektionsrate $P_d(f_c) = 1$ nur in den wenigsten Fällen erreicht. Des Weiteren zeigt die Auswertung, dass ab einer Frequenzverschiebung von 18 Frequenz-Bins bei der gegebenen Auflösungsbandbreite und einem S/N größer 5 dB, die Detektionsrate $P_d(f_c)$ gegen Null geht. Bei geringerem S/N ist eine verminderte Detektionsrate $P_d(f_c)$ zu erkennen, da die Signalpegel entsprechend geringer sind und die Signalfanken noch erkannt werden bzw. der Rauschverteilung zugeordnet werden.

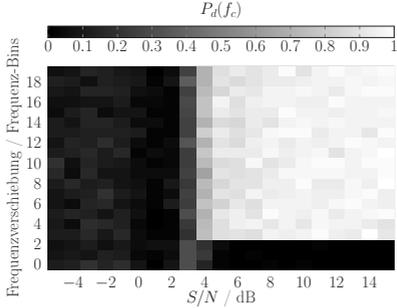
Zusammenfassend wird festgestellt, dass der SSCL-Algorithmus klare Nachteile für die Verwendung als automatischen Kanalsegmentierungsalgorithmus aufweist. Dies wird anhand der drei typischen Spektrum-Monitoring-Szenarien in diesem Kapitel eindeutig gezeigt. Während die Arbeiten [14] und [28] den SSCL-Algorithmus als effizienten Kanalsegmentierungsalgorithmus präsentieren, wird in der vorliegenden Arbeit erstmals auf die entscheidenden Nachteile des Verfahrens eingegangen. Neben der hohen Rechenintensität ist dies die sogenannte OPTMC-Problematik, die abhängig von dem gewählten Wert Q , der Anzahl der vorliegenden Cluster in den Eingangsdaten und der Anzahl der Datenobjekte pro Cluster ist. Dieser entscheidende Nachteil soll mit der Auswertung des DPV in dem sogenannten RSSCL-Algorithmus kompensiert werden. Abschließend kann zusammengefasst werden, dass der SSCL-Algorithmus weitestgehend die Aufgabe der Kanalsegmentierung erfüllt und die Auswahl von $Q = 25$ für die gewählten TestszENARIEN als Kompromiss aus hoher Detektionsrate P_d und geringer Falschalarmrate P_{fa} die besten Ergebnisse liefert.



(a) Detektionsrate $Q = 10$



(b) Detektionsrate $Q = 25$



(c) Detektionsrate $Q = 50$

Abb. 3.17: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 3

3.3.2.2 Auswertung RSSCL-Verfahren

Der RSSCL-Algorithmus ist eine konsequente Weiterentwicklung des SSCL-Algorithmus und wird in dieser Arbeit erstmals zur Kanalsegmentierung eingesetzt. Im vorigen Kapitel wurden die Nachteile des SSCL-Algorithmus und insbesondere die OPTMC-Problematik aufgezeigt. Diese Problematik wird über die Definition eines weiteren Cluster-Gültigkeitskriteriums gelöst bzw. minimiert. Die Festlegung von η in (3.27) basiert auf der Annahme einer maximalen Clustergröße bzw. der maximalen Streuung der Datenobjekte um den Prototypen. Für die Evaluation des Testszenarios 1 werden für η die Werte 6, 8 und 10 angenommen. Das Ergebnis der jeweils erzielten Detektions- und Falschalarmrate ist in Abb. 3.18 dargestellt. Je größer der Wert für η gewählt wird, desto geringer ist die Falschalarmrate P_{fa} in den benachbarten Frequenzbereichen. Folglich nimmt jedoch auch das erforderliche S/N zu, um z.B. eine Detektionsrate von $P_d = 0,9$ zu erreichen. Im Vergleich mit dem SSCL-Algorithmus erfolgt hier für $\eta = 8$ eine Verbesserung der Detektionsrate P_d um etwa 2 dB. Dies führt jedoch gleichzeitig zu einer Verdoppelung der Falschalarmrate P_{fa} in den benachbarten Frequenzbereich, wie Abb. 3.18b zeigt. Für $\eta = 10$ ist das benötigte S/N für $P_d = 0,9$ identisch mit dem Ergebnis des SSCL-Algorithmus. Auch die Falschalarmrate ist für $\eta = 10$ nahezu identisch mit der Falschalarmrate des SSCL-Algorithmus. Eine weitere Verringerung der Falschalarmrate ist durch eine weitere Erhöhung des Cluster-Gültigkeitskriterium η aufgrund der ODER-Verknüpfung in (3.27) nicht zu erzielen. Zur weiteren Reduktion der Falschalarmrate in den benachbarten Frequenzbereichen muss stattdessen der Wert Q z.B. auf den Wert 10 verringert werden. Diese Kombination von $Q = 10$ und $\eta = 10$ ist ebenfalls in Abb. 3.18 illustriert und verbessert bei geringem S/N die Detektionsrate des SSCL-Algorithmus bei gleichzeitig sehr geringer Falschalarmrate in den benachbarten Frequenzbereichen. Aus diesem Grund wird die Kombination für $Q = 10$ und $\eta = 10$ für die weiteren Testszenarien verwendet. Die Auswertungen der Testszenarien 2-1 bis 2-4 sind in Abb. 3.19 für $Q = 10$ und $\eta = 10$ dargestellt. Es zeigt sich, dass der RSSCL-Algorithmus im Gegensatz zum SSCL-Algorithmus unabhängig von den im Frequenzband präsenten Signalpegeln ist. Die Detektionsrate von $P_d = 0,9$ wird bei allen Testszenarien bei einem S/N von 2 dB erreicht.

Die Auswertung des Testszenarios 3 in Abb. 3.20 zeigt, dass der RSSCL-Algorithmus ab einem S/N von 5 dB und bis zu einer maximalen Frequenzverschiebung von 15 Frequenz-Bins die Mittenfrequenzen der Signale sehr zuverlässig detektiert. Die geringe Detektionsrate bei einem S/N zwischen 2 dB und 4 dB bei größerer Frequenzverschiebung hat die gleiche Ursache, wie bereits beim SSCL-Algorithmus.

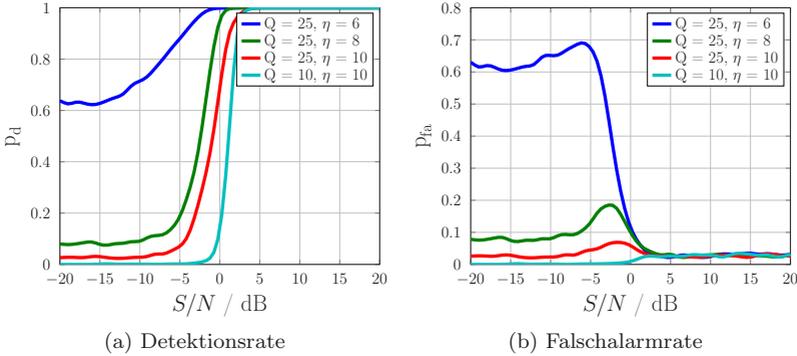


Abb. 3.18: Auswertung des RSSCL-Verfahrens für Testszenario 1

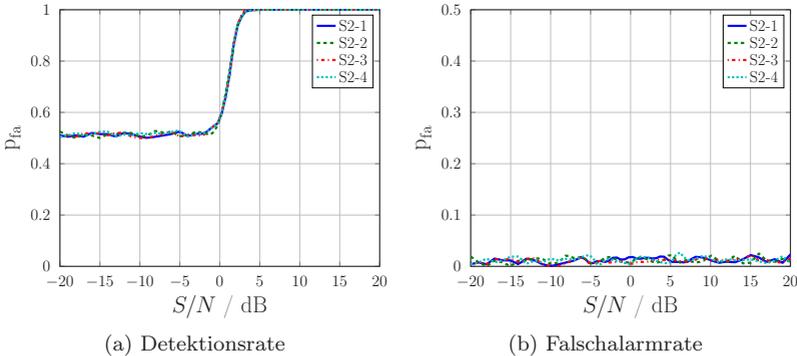


Abb. 3.19: Auswertung des RSSCL-Verfahrens für Testszenario 2

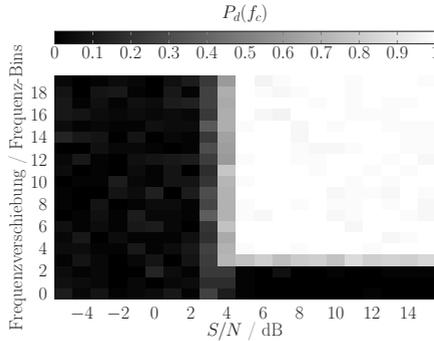


Abb. 3.20: Auswertung des RSSCL-Verfahrens für Testszenario 3

Der RSSCL-Algorithmus kann als sehr robustes Clustering-Verfahren zusammengefasst werden. Es ist jedoch stark von den Gültigkeitskriterien ϵ und η abhängig. Diese wurden in dieser Evaluation anhand des Testszenarios 1 definiert und können nicht für andere Eingangsdaten ohne weiteres übernommen werden. Dies ist somit ein entscheidender Nachteil des Verfahrens.

3.3.2.3 Auswertung K-means-Verfahren

Das K-means-Verfahren wird in [241] in einer zu Testszenario 1 ähnlichen Umgebung getestet und mit $\rho = 2,5$ einen geeigneten Wert für die Kanalsegmentierung definiert. Die Bestimmung eines geeigneten Wertes für ρ ist stark von der vorliegenden Rauschleistungsdichte abhängig und wird folglich in dieser Arbeit in Testszenario 1 entsprechend variiert. In Abbildung 3.21 ist das Evaluationsergebnis im Testszenario 1 für unterschiedliche Werte ρ abgebildet. Abb. 3.21b zeigt den für dieses Verfahren typischen Anstieg der Falschalarmrate P_{fa} im benachbarten Frequenzbereich für die S/N -Werte von $S1$, bei denen sich die Sub-Verteilung der Rauschleistungsdichte und die des Signals $S1$ überlagern. Da die Signaldetektion in diesem Verfahren von den Positionen der ermittelten Prototypen für die Rauschleistungsdichte und für das Signal mit dem kleinsten S/N abhängt, wirkt sich eine nicht optimale Platzierung dieser Prototypen direkt auf die Falschalarm- bzw. Detektionsrate aus. Je größer ρ gewählt wird, desto geringer wirkt sich dieser Effekt auf

die Falschalarmrate in den benachbarten Frequenzbereichen aus. Die Detektionsrate verschlechtert sich entsprechend mit größeren Werten für ρ . Speziell für die vorliegende Verteilung der Rauschleistungsdichte in den Testszenarien eignet sich ein Wert von $\rho = 4,5$ für die Aufgabe der Kanalsegmentierung. Die Falschalarmrate liegt bei dieser Parameterfestlegung bei maximal $P_{fa} = 0,025$ und eine Detektionsrate von $P_d = 0,9$ wird bei einem S/N für $S1$ von 2 dB erreicht. Diese Detektionsrate ist im Vergleich zu den Ergebnissen anderer Kanalsegmentierungsalgorithmen wie z.B. in [44], welche ausschließlich auf einer Histogrammanalyse basiert, um über 10 dB besser. Da sich die Falschalarmrate über die in Kapitel 3.1.3 beschriebenen Funktionsblöcke der Vor- und Nachbearbeitung zudem verbessert, wird für die folgende Evaluation der Testszenarien 2-1 bis 2-4 $\rho = 4,5$ festgelegt.

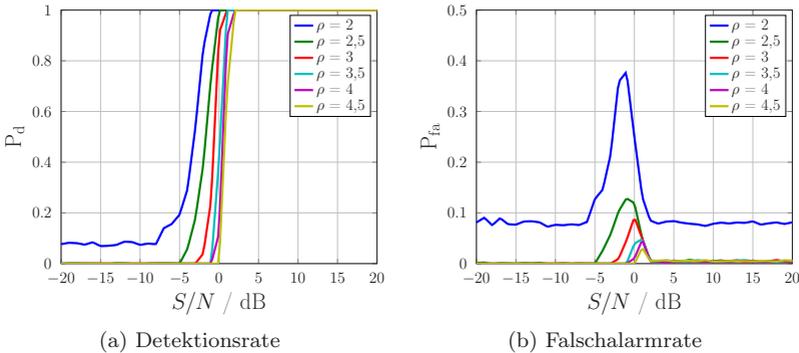


Abb. 3.21: Auswertung des K-means-Verfahrens für Testszenario 1

Die Auswertung der Testszenarien 2-1 bis 2-4 ist in Abb. 3.22 dargestellt. Da in allen vier Testszenarien mit $S1$ ein Signal mit konstantem S/N größer oder gleich 5 dB präsent ist, hat die Detektionskurve bei geringem S/N von $S2$ einen Wert von $P_d = 0,5$. In diesem Fall wird ausschließlich $S1$ erfolgreich detektiert. Mit steigendem S/N für $S2$ wird auch dieses Signal detektiert und die Detektionsrate für beide Signale steigt auf den Wert 1 an. Hervorzuheben ist hierbei, dass $P_d = 0,9$ bei allen vier unterschiedlichen Testszenarien bei etwa einem S/N für $S2$ von 2 dB

erreicht wird. Das Verfahren ist somit unabhängig von unterschiedlichen Signalpegeln im vorliegenden Frequenzband.

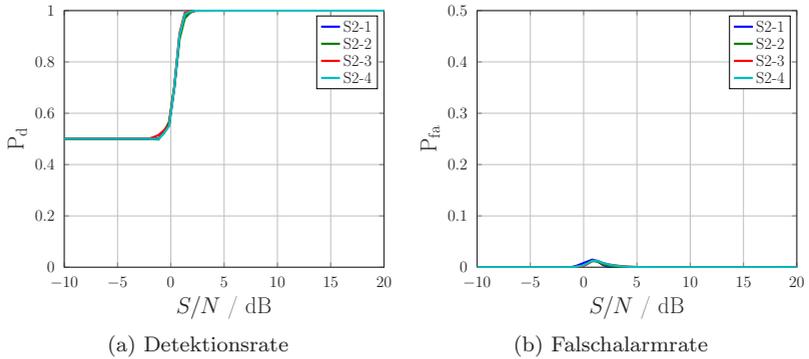


Abb. 3.22: Auswertung des K-means-Verfahrens für Testszenario 2

Das Evaluierungsergebnis zu Testszenario 3 ist in Abb. 3.23 dargestellt. Die zuverlässige Detektion $P_d(f_c)$ der Mittenfrequenz erfolgt ab einem S/N von 2 dB. Die Signale $S1$ und $S2$ werden bis zu einer Frequenzverschiebung von 16 Frequenz-Bins erfolgreich voneinander separiert.

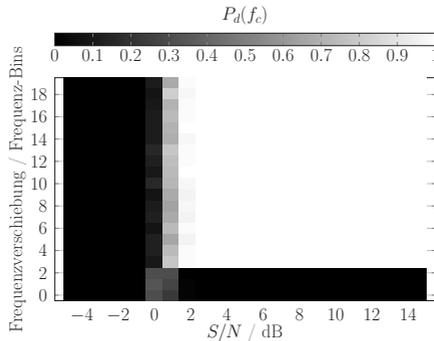


Abb. 3.23: Auswertung des K-means-Verfahrens für Testszenario 3

Der K-means-Algorithmus löst die Aufgabe der Kanalsegmentierung im Vergleich zu den anderen Clustering-Verfahren am besten. Er benötigt das geringste S/N zur Detektion und ist zudem unabhängig von unterschiedlichen Signalpegeln.

3.3.2.4 Auswertung CSeg-Verfahren

Das CSeg-Verfahren wurde in [53] anhand verschiedener Testszenarien evaluiert. Diese Testszenarien repräsentieren typische GSM-Spektren und die Evaluation des CSeg-Verfahrens ist somit auf diese exemplarischen Leistungsdichtespektren begrenzt. Auch *Körner* testet das CSeg-Verfahren in [28] ausschließlich an ausgewählten Testszenarien, welche verschiedene GSM-Signale mit unterschiedlichen S/N beinhalten. Das geringste S/N hatte hierbei einen Wert von 20 dB.

Das CSeg-Verfahren wird somit erstmals in dieser Arbeit mittels des Testszenarios 1 auf seine Detektionsgenauigkeit untersucht. Abb. 3.24 zeigt die Detektionsrate und die Falschalarmrate für die Nachbarbänder. Es ist eindeutig festzuhalten, dass sich das Verfahren durch eine sehr niedrige Falschalarmrate auszeichnet. Die hierdurch bedingte geringere Detektionsrate ist in Abb. 3.24a dargestellt und erreicht z.B. eine Detektionsrate von $P_d = 0,9$ erst bei einem S/N von 7 dB.

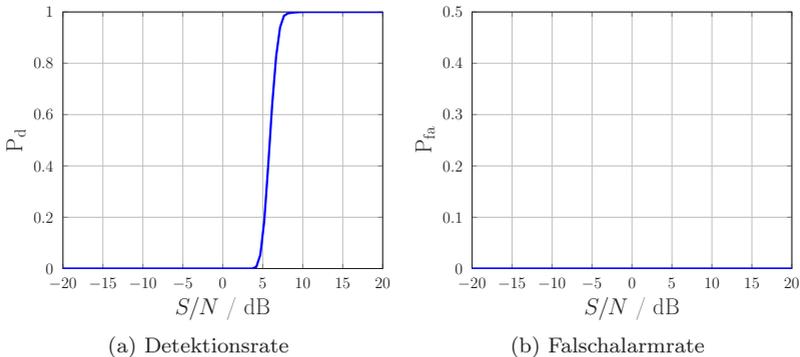


Abb. 3.24: Auswertung des CSeg-Verfahrens für Testszenario 1

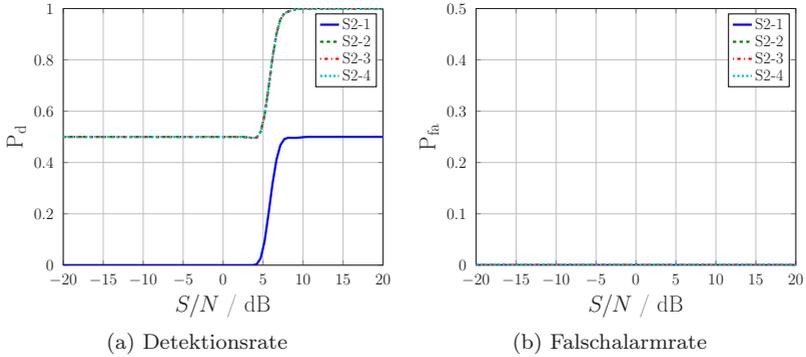


Abb. 3.25: Auswertung des CSeg-Verfahrens für Testszenario 2

Des Weiteren zeichnet sich das Verfahren dadurch aus, dass die Detektionsgenauigkeit unabhängig von den Pegeln der vorliegenden Signalen im aktuellen Leistungsdichtespektrum ist. Dies geht eindeutig aus der Evaluation des Testszenarios 2 hervor, das in Abb. 3.25 dargestellt ist. Abb. 3.25 stellt hierbei die Testszenarien 2-1, 2-2, 2-3 und 2-4 gleichzeitig dar, um diese Erkenntnis zu unterstreichen. Auffällig bei der Auswertung ist die Detektionskurve des Testszenarios 2-1, die Werte zwischen $P_d = 0$ und $P_d = 0.5$ annimmt. In Testszenario 2-1 wird folglich nur das Signal $S2$ bei entsprechend hohem S/N detektiert. Das Signal $S1$ ist in diesem Testszenario mit einem S/N von 5 dB unterhalb der Detektionsschwelle des CSeg-Verfahrens. Ausgehend von der Detektionskurve des Testszenarios 1 in Abb. 3.24a ist dieses Verhalten in Testszenario 2-1 nicht ersichtlich. Testszenario 1 lässt für Testszenario 2-1 vermuten, dass das Signal $S1$ mit geringer Wahrscheinlichkeit detektiert wird. Dies ist jedoch nach Abb. 3.25 nachweislich nicht der Fall und erklärt sich aus der Bestimmung der Rauschleistung. Nach [53] werden die $N/64$ kleinsten Werten im Leistungsdichtespektrum zur Bestimmung der Rauschleistung verwendet. Konkret sind dies für die evaluierten Testszenarien jeweils die 32 kleinsten Werte. Aus Abb. 3.11 bzw. 3.12 wird deutlich, dass die Wahrscheinlichkeit unter Testszenario 1 für einen kleineren Wert der so ermittelten Rauschleistung höher ist als in Testszenario 2, da der Rauschanteil im Spektrum von Testszena-

rio 1 entsprechend höher ist. Der über das CSeg-Verfahren ermittelte Rauschbezugspegel in Testszenario 1 liegt bei einem S/N von -20 dB in der durchgeführten Evaluation bei durchschnittlich -102,4 dBm. In Testszenario 2-1 liegt der Rauschbezugspegel mit einem S/N für S_2 von ebenfalls -20 dB bei -101,8 dBm. Folglich ist die Detektionsgenauigkeit des CSeg-Verfahrens nicht abhängig vom größten S/N eines Signals im vorliegenden Leistungsdichtespektrum, jedoch aber von der Anzahl der Signale im Analysebereich. Handelt es sich z.B. um ein stark belegtes Frequenzband, so erzielt das Verfahren eine schlechtere Detektionsgenauigkeit als bei schwach belegten Frequenzbändern. Diese Tatsache wird bereits in Testszenario 2 mit nur zwei Signalen ersichtlich.

Die Auswertung des Testszenarios 3 in Abb. 3.26 für das CSeg-Verfahren zeigt, dass die spektrale Trennung von Signalen und die Schätzung derer Mittenfrequenzen sehr gut und zuverlässig erfolgt. Ab einem S/N von 7 dB und einem Frequenzabstand der benachbarten Signalfanken von mindestens 3 Frequenz-Bins ist $P_d(f_c) = 1$. Bei geringem S/N und sehr schmalen Guard-Band zwischen den Signalen erfolgt im Gegensatz zu den Clustering-Verfahren keine Detektion der Mittenfrequenzen.

Zusammenfassend fällt das Seg-Verfahren als Kanalsegmentierungsalgorithmus mit einer sehr geringen Falschalarmrate auf. Dies hat folglich den Nachteil einer geringeren Detektionsgenauigkeit, wie aus der Evaluation der Testszenarien 1 bzw. 2 hervorgeht. Es kann somit als sehr robustes Verfahren zur Kanalsegmentierung bezeichnet werden.

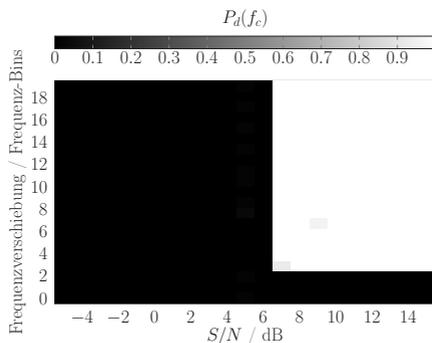


Abb. 3.26: Auswertung des CSeg-Verfahrens für Testszenario 3

3.3.2.5 Auswertung DT-Verfahren

Das in dieser Arbeit vorgestellte Double Threshold (DT)-Verfahren basiert auf einer Schätzung der Rauschleistungsdichte und der Definition zweier Schwellenwerte mit einer Falschalarmrate von $P_{fa} = 10^{-5}$ und $P_{fa} = 0,25$. Die Festlegung des unteren Schwellenwertes mit einer Falschalarmrate von $P_{fa} = 0,25$ lässt bereits darauf schließen, dass dieses Verfahren in Überlagerungsszenarien nachteilig bzw. zu erweitern ist. Abb. 3.27 zeigt zunächst die Leistungsfähigkeit des DT-Verfahrens anhand des Testszenarios 1. Eine Detektionsrate von $P_d = 1$ erreicht das Verfahren bereits ab einem S/N von 0 dB bei konstant geringer Falschalarmrate von $P_{fa} < 10^{-3}$.

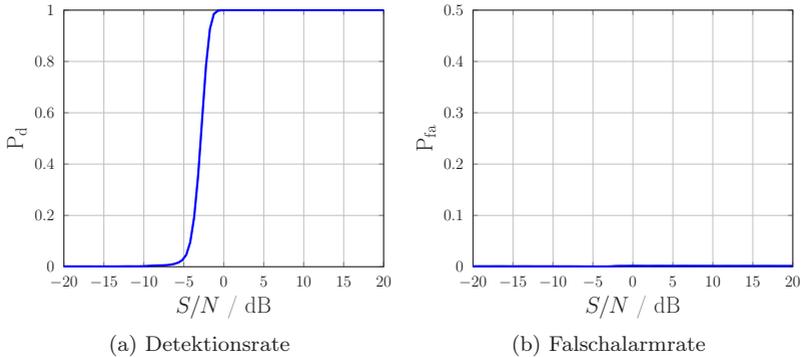


Abb. 3.27: Auswertung des DT-Verfahrens für Testszenario 1

Die Auswertungen der Testszenarien 2-1 bis 2-4 sind in Abb. 3.28 dargestellt und zeigen, dass die Detektionsgenauigkeit unabhängig von den Pegeln der vorliegenden Signalen im aktuellen Leistungsdichtespektrum ist. In allen vier Testszenarien wird das Signal S_1 zuverlässig detektiert und die Detektionsrate von $P_d = 1$ wird bei einem S/N von S_2 bei 0 dB erreicht. Die Detektionskurve verläuft hierbei in den Testszenarien 2-1 bis 2-4 steiler als in Testszenario 1. Dies resultiert ähnlich wie im CSeg-Verfahren auf einem veränderten Wert der bestimmten Rauschleistung und deren Varianz. In Testszenario 1 liegt der Schwellenwert $L_T(P_{fa} = 10^{-5})$ etwa bei -96,2 dBm und in Testszenarien 2-1

bis 2-4 durchschnittlich bei $-96,4$ dBm. Dieser Unterschied resultiert in einer geringeren Detektionsrate bei S/N -Werten kleiner -2 dB für die Testsznarien 2-1 bis 2-4. Die Detektionsrate von $P_d = 0,5$ bei geringen S/N -Werten resultiert aus dem zweiten Testsignal in diesem Szenario, welches das DT-Verfahren erfolgreich detektiert.

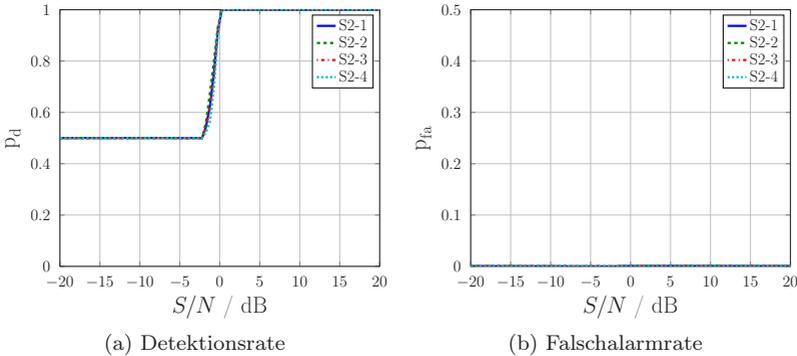


Abb. 3.28: Auswertung des DT-Verfahrens für TestszENARIO 2

Die Auswertung des Testszenarios 3 ist in Abb. 3.29 dargestellt. Es zeigt deutlich, dass die Mittenfrequenzen der Signale $S1$ und $S2$ ab einem S/N von 2 dB und einem Guardband von mindestens 5 Frequenz-Bins zuverlässig mit dem DT-Verfahren geschätzt werden. Diese Auswertung unterstreicht die nachteiligen Eigenschaften dieses Verfahrens in einem Überlagerungsszenario. Es hebt jedoch auch die positiven Eigenschaften bzgl. der Kompensation von Frequenzselektivität hervor, in diesem TestszENARIO sind dies bis zu 4 Frequenz-Bins, wie Abb. 3.29 zeigt. Ausgehend von den typischen Leistungsdichtespektren im UHF-Band und der Frequenzselektivität, wie sie z.B. in Abb. 3.3a beim Signal mit einer Mittenfrequenz von 554 MHz dargestellt ist, kann man diese Algorithmuseigenschaft als sehr positiv herausstellen.

Zusammenfassend zeichnet sich das DT-Verfahren als ein Verfahren mit einer hohen Detektionsgenauigkeit aus. Bereits ab einem S/N kleiner als 0 dB werden Signale detektiert. Die erzielte Detektionsrate ist zudem weitestgehend unabhängig von unterschiedlichen Signalpegeln im zu

analysierenden Frequenzbereich. Die nachteiligen Eigenschaften bzgl. der Einsetzbarkeit in Überlagerungsszenarien wirkt sich zudem positiv auf die OFDM-Signale im UHF-Band IV und V aus, da diese meist ein frequenzselektives Verhalten aufweisen.

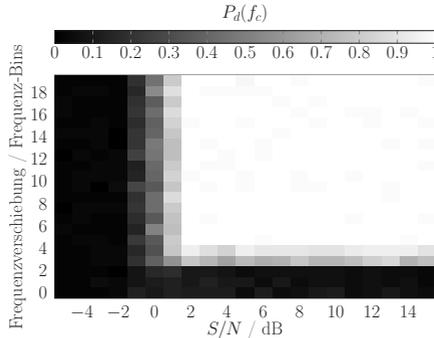


Abb. 3.29: Auswertung des DT-Verfahrens für Testszenario 3

3.3.3 Zusammenfassung der Simulationsergebnisse und Auswertung einer beispielhaften Messreihe

Ausgehend von den drei unterschiedlichen Testszenarien wurden im vorherigen Kapitel die einzelnen Kanalsegmentierungsalgorithmen auf ihre Leistungsfähigkeit untersucht. Hierbei wurden für jedes Verfahren die speziellen Vor- und Nachteile aufgezeigt. In diesem Kapitel werden die jeweiligen Eigenschaften der vorgestellten Kanalsegmentierungsalgorithmen vergleichend gegenübergestellt und abschließend ein Fazit über die Eignung des jeweiligen Verfahrens zur Kanalsegmentierung im UHF-Band IV und V gezogen. Tabelle 3.4 fasst die Ergebnisse des Testszenarios 1 zusammen. Als vergleichende Kriterien sind hier zum einen das erforderliche S/N für eine Detektionsrate von $P_d = 0.9$ gewählt und zum anderen die maximale Falschalarmrate P_{fa} innerhalb der evaluierten S/N -Spanne. Für das SSCL-Verfahren wird für diesen Vergleich die Auswertung mit dem Parameter $Q = 25$ verwendet, da der SSCL-Algorithmus mit diesem Wert unter Berücksichtigung aller Testszenarien am vielversprechendsten abschnitt. Für das RSSCL-Verfahren werden aus dem gleichen Grund die Parameter $Q = 10$

und $\eta = 10$ gewählt. Der K-means-Algorithmus wird mit $\rho = 4,5$ ausgewertet. Der Vergleich des Testszenarios 1 zeigt hierbei, dass das neuartige DT-Verfahren die Detektionsrate von $P_d = 0,9$ bereits bei einem S/N von -2 dB erreicht und somit um mindestens 4 dB besser abschneidet als die Clustering-Algorithmen und 9 dB besser als das CSeg-Verfahren. Unter dem Kriterium der maximalen Falschalarmrate schneidet der CSeg-Verfahren am besten ab. Auch der DT-Algorithmus schneidet mit einer Falschalarmrate von $P_{fa} < 0.001$ nur unmerklich schlechter ab. Die Clustering-Verfahren und insbesondere der SSCL-Algorithmus weisen die höchsten Falschalarmraten auf.

Verfahren	SSCL	RSSCL	K-means	CSeg	DT
$S/N(P_d = 0,9) / \text{dB}$	2	2,5	2	7	-2
$\max((P_{fa}))$	0,08	0,025	0,025	0	$< 10^{-3}$

Tab. 3.4: Vergleich der Kanalsegmentierungsalgorithmen anhand Testszenario 1

Als Vergleichskriterium für die Testszenarien 2-1 bis 2-4 dient wiederum die Detektionsrate für beide Signale mit $P_d = 0,9$. Sollte $P_d = 0,9$ in einem der Teilszenarien nicht konstant erreicht werden so wird dies mit einem „-“ gekennzeichnet. Als zweites Vergleichskriterium dient wiederum die maximale Falschalarmrate P_{fa} . Die Ergebnisse sind in Tabelle 3.5 aufgelistet und zeigen, dass lediglich der K-means-, der RSSCL- und der DT-Algorithmus bei allen Testszenarien eine Detektionsrate von mindestens $P_d = 0,9$ erreichen.

Verfahren	SSCL	RSSCL	K-means	CSeg	DT
$S/N(P_d = 0,9) / \text{dB}$	-	2,2	1	-	-0,5
$\max((P_{fa}))$	0,08	0,02	0,02	0	$< 10^{-3}$

Tab. 3.5: Vergleich der Kanalsegmentierungsalgorithmen anhand Testszenario 2

Tabelle 3.5 zeigt, dass das DT-Verfahren in Testszenario 2 um 1,5 dB besser als das K-means-Verfahren und um über 2 dB besser als der RSSCL-Algorithmus abschneidet. Berücksichtigt man zudem die Falschalarmrate der Kanalsegmentierungsalgorithmen, so weist das neuartige DT-Verfahren wie bereits in Testszenario 1 eine geringere Falschalarmwahrscheinlichkeit auf als der K-means-Algorithmus.

Als Vergleichskriterien für das Testszenario 3 dient das minimal notwendige S/N und die maximale Frequenzverschiebung bzw. das minimale Guard-Band GB in Frequenz-Bins um $P_d(f_c) > 0,8$ zu erreichen. Da die Detektionsrate für die Bestimmung der Mittenfrequenz mittels des SSCL-Algorithmus stark variiert, werden der kleinste S/N -Wert und das minimale Guard-Band GB in Tabelle 3.6 aufgeführt, bei denen $P_d(f_c) > 0,8$ ist. Von besonderem Interesse bei dieser Auswertung ist die maximale Frequenzverschiebung, bei der die Signale $S1$ und $S2$ noch separiert werden können. Bei dem CSeg-Verfahren ist diese maximale Frequenzverschiebung am größten bzw. das minimal erforderliche Guard-Band am kleinsten. Der DT-Algorithmus und der RSSCL-Algorithmus weisen hier das maximale Guard-Band von 5 Frequenz-Bins auf.

Verfahren	SSCL	RSSCL	K-means	CSeg	DT
$S/N(P_d(f_c) > 0,8)$ / dB	5	5	2	7	2
$GB(P_d(f_c) > 0,8)$	4	5	4	3	5

Tab. 3.6: Vergleich der Kanalsegmentierungsalgorithmen anhand Testszenario 3

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass sich das neuartige DT-Verfahren von den hier vorgestellten Algorithmen am besten für die Aufgabe der Kanalsegmentierung im UHF-Band IV und V eignet. Es detektiert Signale bereits ab einem S/N von 0 dB, ist nicht abhängig von unterschiedlichen Signalpegeln im zu analysierenden Frequenzband und kompensiert zudem eine Frequenzselektivität von bis zu 5 Frequenz-Bins. Das neuartige DT-Verfahren ermöglicht somit eine deutlich zuver-

lässigere Kanalsegmentierung, als dies mit den konventionellen bisher bekannten Algorithmen möglich war.

Abschließend zeigt Abb. 3.30 die Auswertung der exemplarischer und vorverarbeiteten Messreihe aus Abb. 3.5b, mit insgesamt drei Signalen bei den Mittenfrequenzen 554 MHz, 570 MHz und 578 MHz bei Anwendung des DT-Verfahrens. Wie das binäre Segmentierungsergebnis in Abb. 3.30 zeigt, werden diese drei Signale zuverlässig detektiert. Einzig das Signal bei 554 MHz weist vereinzelte, verpasste Detektionen auf. Diese können jedoch über morphologische Operationen im Nachverarbeitungsblock korrigiert werden. Unter Berücksichtigung der starken Frequenzselektivität des Signals bei 554 MHz zeigt das Segmentierungsergebnis die beeindruckende Leistungsfähigkeit des DT-Verfahrens für die Anwendung im UHF-Band IV und V.

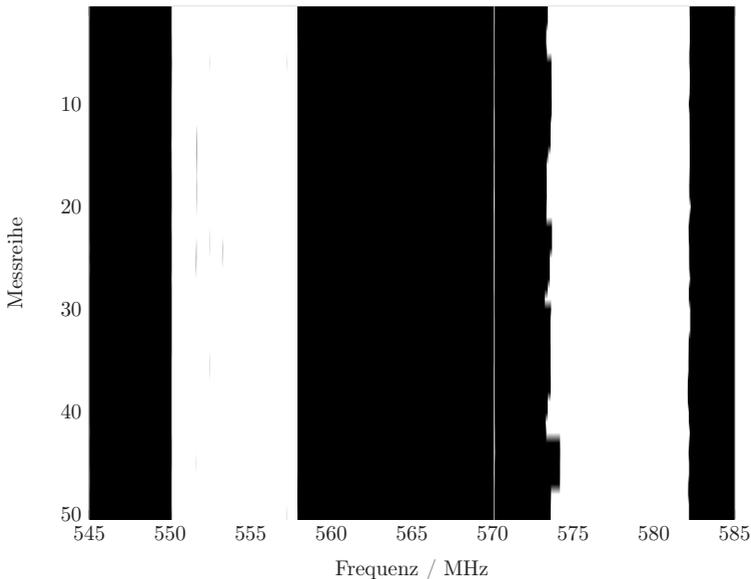


Abb. 3.30: Auswertung des DT-Verfahrens anhand einer exemplarischen Messreihe

4 Automatische Modulationsartenerkennung

4.1 Problemstellung und Literaturübersicht zur Modulationsartenerkennung

Die blinde bzw. automatische Klassifikation von Modulationsarten in einem Monitoring-System, im Folgenden Automatic Modulation Classification (AMC) genannt, ist die entscheidende Zwischenstufe zwischen Signaldetektion und Dekodierung eines unbekanntes Signals. Als Modulationsartenklassifikation wird in dieser Arbeit die Signalklassifikation einschließlich der Modulationsartenerkennung nach Tab. 1.1 verstanden. Die allgemeine Systemstruktur eines Empfängers für die spezielle Aufgabe der Signaldekodierung in einem Spektrum-Monitoring-System ist in vereinfachter Form in Abb. 4.1 dargestellt. Das System umfasst ein sogenanntes Frontend bzw. HF-Frontend, welches den analogen Empfang der Funksignale realisiert. Die angeschlossene Digitalisierungseinheit beinhaltet verschiedene Vorfilterungen und eine A/D-Wandlung, welche eine anschließende softwarebasierte Signalanalyse nach dem SDR-Prinzip ermöglicht. Über die in Kapitel 3 bereits eingeführte Spektralanalyse und Kanalsegmentierung werden die einzelnen Signale segmentiert und zur weiteren Bearbeitung über einen Digital Down Converter (DDC) ins Basisband transformiert. Die im Basisband erfolgende Modulationsartenerkennung ist der entscheidende Schritt zwischen Signaldetektion und Signaldecodierung. Sie ermittelt nicht nur die vorliegende Modulationsart, sondern ist auch für die Zeit- und Frequenzsynchronisation verantwortlich. Der abgebildete Systemblock der Bitstromanalyse kann je nach Vorwissen und Verschlüsselung eine triviale bis nicht lösbare Aufgabe darstellen [254], [14]. Aus Sicht des Spektrum-Managements - mit der Zielsetzung einer effizienten Frequenznutzung - ist eine Dekodierung der Funksignale nicht zweckmäßig. Die Signaldekodierung und somit die Darstellung des Nachrichteninhalts liefert dem Spektrum-Management

für die Aufgabe der effizienteren Spektrumsnutzung keine relevanten Informationen. Die Information über die verwendete Modulationsart kann jedoch für eine zukünftige Effizienzsteigerung in der Spektrumsplanung ein entscheidender Faktor sein.

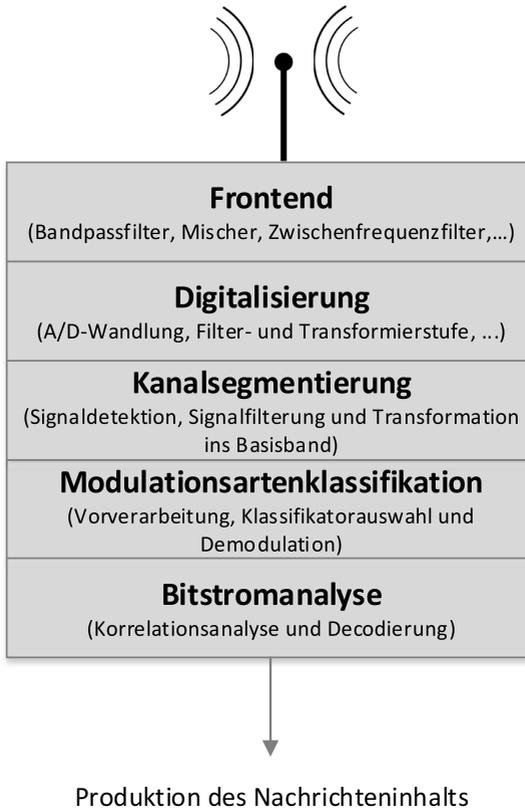


Abb. 4.1: Systemstruktur eines Dekodierers für Funksignale [255], [256], [257], [258]

Moderne Funkstandards werden von verschiedenen Forschungsgruppen für exakt definierte Szenarien spezifiziert und entwickelt. Diese Szenarien beinhalten z.B. physikalische Annahmen über den Funkkanal und Anforderungen an die zu verwendende Funkhardware. Die angenommenen

Szenarien beschreiben jedoch immer nur das durchschnittliche Verhalten des Gesamtsystems und nicht die tatsächlichen Gegebenheiten vor Ort. Eine Abweichung von den definierten Übertragungsparametern des Funkstandards kann somit in bestimmten Situationen besser sein [55] und zur effizienteren Spektralnutzung einen entscheidenden Beitrag leisten. Für die zukünftige Funkkommunikation ist es folglich denkbar, dass ein dezentrales Spektrum-Management-System mittels eines gekoppelten Monitoring-Systems die aktuellen Gegebenheiten vor Ort erfasst und die Übertragungsparameter individuell für die Funkkommunikation vorgibt. Die AMC ist deshalb ein wichtiger Bestandteil eines modernen Monitoring-Systems zur Optimierung der spektralen Effizienz.

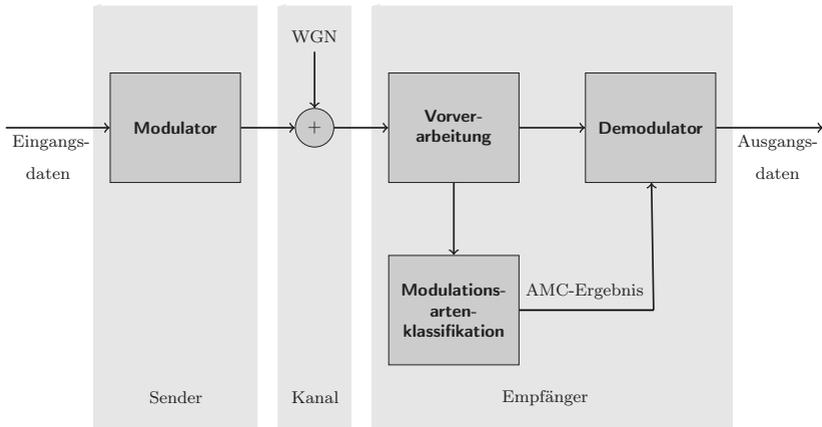


Abb. 4.2: Systemdiagramm zur AMC [259]

Der Entwurf eines AMC-Systems beinhaltet im Allgemeinen zwei wesentliche Aufgabenbereiche: die Signalvorverarbeitung und die Auswahl eines Klassifikationsalgorithmus, der in Abhängigkeit von den *a priori* angenommenen Modulationsarten gewählt wird. Ein entsprechendes System ist in Abb. 4.2 dargestellt. Die Vorverarbeitung beinhaltet in diesem System die blinde Takt-, Frequenz- und Anfangsphase synchronisation. Bei der Auswahl des Klassifikationsalgorithmus unterscheidet man im Wesentlichen zwischen zwei Verfahrenstypen: Likelihood-Based- und Feature-Based-Methoden [259]. Die Auswahl des Klassifikationsalgorithmus

mus definiert hierbei auch die Anforderungen an den notwendigen Vorverarbeitungsblock [54]. Likelihood-Based-Methoden liefern im Sinne von Bayes ein optimales Klassifikationsergebnis, weil sie die Wahrscheinlichkeit der falschen Klassifikation minimieren. Aufgrund der sehr hohen Komplexität und somit hohen Rechenintensität kommen diese Verfahren in der Praxis jedoch nur in vereinfachter Form zum Einsatz [259], [260]. Insbesondere ist hier der Average Likelihood Ratio Test (ALRT) aufzuführen, der von *Polydoros* und *Kim* in [261] eingeführt und von *Huan* in [262], *Beidas* in [263], *Sills* in [264] und *Hong* in [265] angepasst bzw. verbessert wurde. Beim ALRT wird, wie beim konventionellen Maximum Likelihood (ML)-Verfahren, anhand einer Beobachtung des Empfangssignals $x[k]$ ein Hypothesentest durchgeführt und auf eine Modulationsart M entschieden. Diese Entscheidung für eine bestimmte Modulationsart M erfolgt ausgehend von einer definierten Anzahl an Modulationsarten \mathcal{I} in einem *a priori* definierten Pool an Modulationsarten \mathcal{M} . Im konventionellen ML-Verfahren wird mit der Likelihood-Funktion \mathcal{L} über ein Hypothesenmodell \mathcal{H} nach [54] mit

$$\hat{M} = \underset{M(i) \in \mathcal{M}}{\operatorname{argmax}} \mathcal{L}(x[k]|\mathcal{H}_{M(i)}) \quad (4.1)$$

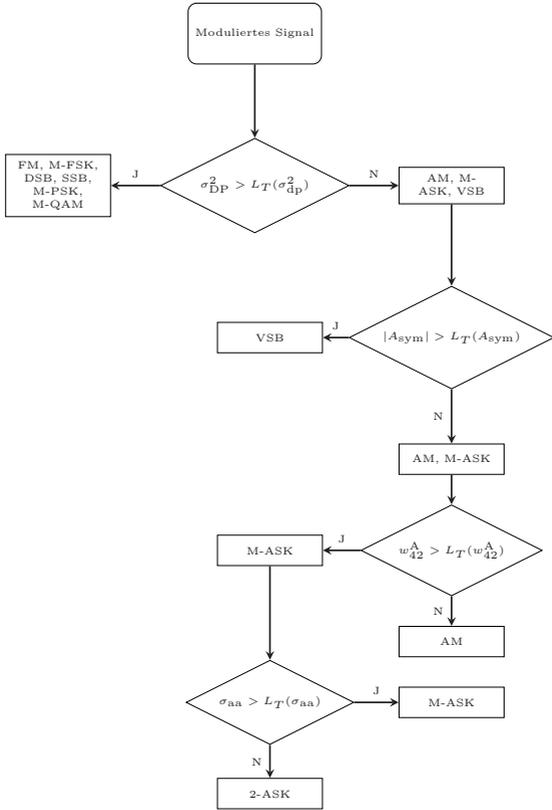
die i -te Modulationsart aus dem Pool an Modulationsarten \mathcal{M} bestimmt. Diese geschätzte Modulationsart wird in (4.1) und im Folgenden mit \hat{M} bezeichnet. Da meist nicht alle einzeln notwendigen Parameter q zur Modulationsartenklassifikation vorliegen, werden beim ALRT-Verfahren die unbekannt Parameter als Zufallsvariablen mit bekannter Dichtefunktion interpretiert und eine Mittelung durchgeführt. Somit ergibt sich für die Gesamtheit der unbekannt Parameter Q die gemittelte Likelihood-Funktion

$$\mathcal{L}_{\text{ALRT}} = \int_Q \mathcal{L}(x[k]|Q)g(Q|\mathcal{H})dq \quad (4.2)$$

mit $g(Q|\mathcal{H})$ als Wahrscheinlichkeitsfunktion der unbekannt Parameter unter der entsprechenden Hypothese [54]. Das ALRT-Verfahren mit der gemittelten Likelihood-Funktion $\mathcal{L}_{\text{ALRT}}$ liefert jedoch nur richtige Ergebnisse, wenn die angenommene Dichtefunktion $g(Q|\mathcal{H})$ für die unbekannt Parameter Q mit der tatsächlichen übereinstimmt. Dies ist jedoch in den meisten Fällen nicht gegeben [55], [266]. Auf wei-

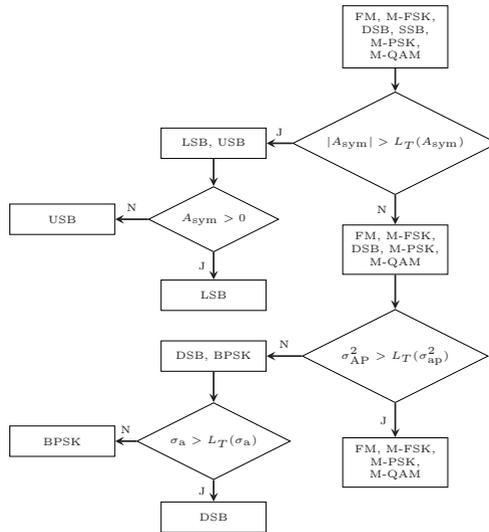
tere Likelihood-Ratio-Verfahren zur Modulationsartenklassifikation wie z.B. das verallgemeinerte Likelihood-Ratio-Verfahren (Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT)) oder das hybride gemittelte Likelihood-Ratio-Verfahren (Hybrid Likelihood Ratio Test (HLRT)) wird an dieser Stelle nicht eingegangen. Die Auswahl des geeigneten Likelihood-Based-Verfahrens ist hierbei von mehreren Faktoren abhängig, allen voran der Anzahl und der Art der zu klassifizierenden Modulationsarten [260], [267].

Feature-Based-Verfahren sind aufgrund ihrer geringeren Komplexität im Gegensatz zu Likelihood-Based-Verfahren weiter verbreitet und werden insbesondere in zeitkritischen Anwendungen bevorzugt. Diese merkmalsbasierten Verfahren führen dabei eine Klassifikation auf Basis von statischen Merkmalen aus. Beispielsweise kann eine merkmalsbasierte Klassifikation anhand des Maximums der spektralen Leistungsdichte, der Standardabweichung von Amplitude, Phase oder Momentanfrequenz die niederstufigen Modulationsarten Binary Phase Shift Keying (BPSK), ASK oder FSK klassifizieren [38, 268–270]. Abbildung 4.3 fasst die Klassifikationsmöglichkeiten anhand dieser Merkmale zusammen. Hierbei ist σ_A^2 die Varianz der momentanen Signalamplitude, σ_{AP}^2 die Varianz der momentanen Signalphase mit Betragsbildung der linearen Komponente, σ_{DP}^2 die Varianz der momentanen Signalphase ohne Betragsbildung der linearen Komponente, A_{sym} die spektrale Symmetrie um die Trägerfrequenz, σ_{aa} die Standardabweichung des Absolutwertes der normierten und zentrierten Momentanamplitude, σ_{af} die Standardabweichung des Absolutwertes der normierten und zentrierten Momentanfrequenz, σ_a die Standardabweichung der normierten und zentrierten Momentanamplitude, w_{42}^A die Wölbung der normierten und zentrierten Momentanamplitude, w_{42}^f die Wölbung der normierten und zentrierten Momentanfrequenz und X_{max} der maximale Wert des normierten Leistungsdichtespektrums um das zentrierte Empfangssignal [54]. Neben der klassischen Amplituden-, Frequenz- oder Phasenmodulation wird in Abb. 4.3 zudem auf die bekannten Spezialfälle der Single-Sideband Modulation (SSB)-, Vestigial-Sideband Modulation (VSB), Double-Sideband Modulation (DSB)- und Lower-Sideband Modulation (LSB)-Modulation eingegangen.

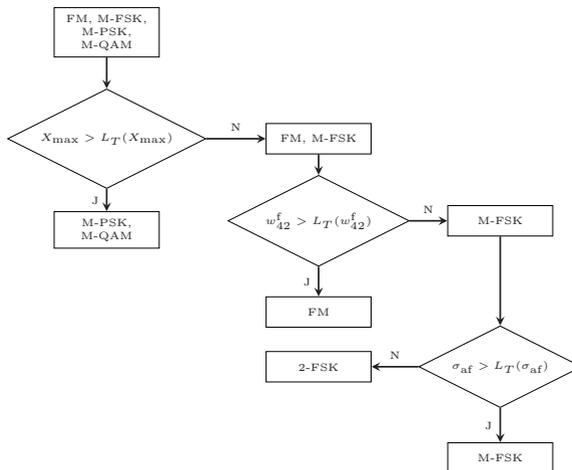


(a) Klassifikation von AM-, M-ASK- und VSB-Signalen

Abb. 4.3: Beispiel einer hierarchischen Modulationsartenklassifikation anhand verschiedener Merkmale [268], [55], [54], [271], [47]

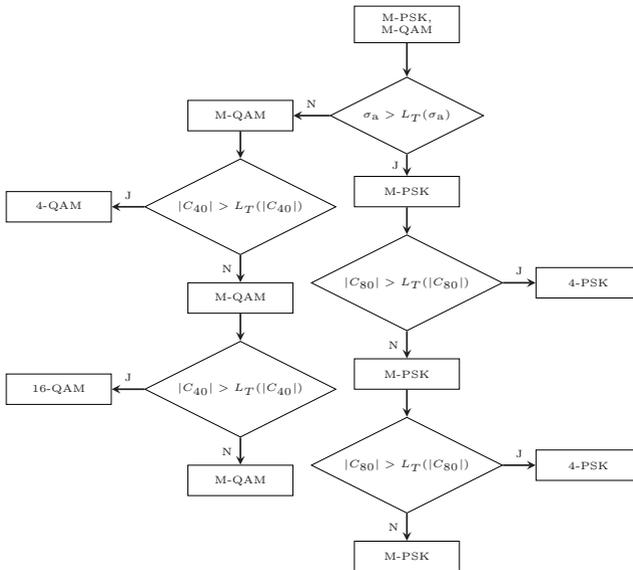


(b) Klassifikation von SB- und BPSK-Signalen



(c) Klassifikation von FM- und M-FSK-Signalen

Abb. 4.3: Beispiel einer hierarchischen Modulationsartenklassifikation anhand verschiedener Merkmale (Fortsetzung) [268], [55], [54], [271], [47]



(d) Klassifikation von M-QAM- und M-PSK-Signalen

Abb. 4.3: Beispiel einer hierarchischen Modulationsartenklassifikation anhand verschiedener Merkmale (Fortsetzung) [268], [55], [54], [271], [47]

Die Klassifikation von höherstufigen Modulationsarten kann beispielsweise über eine zyklotionäre Signalanalyse erfolgen, wie sie von *Gardner* in [186] eingeführt und erstmals in [272] für die Modulationsartenklassifikation implementiert wurde. Eine weitere effiziente Möglichkeit zur Modulationsartenklassifikation stellen die statistischen Momente höherer Ordnung dar, wie z.B. in [273–277] gezeigt wird. Die Klassifikation höherstufiger Modulationsarten anhand der Auswertung von Kumulanten nimmt hierbei einen größeren Stellenwert ein [55] und wird von *Spooner* in [278, 279] oder *Swami* in [56] beschrieben und z.B. von *Dobre et. al* in [280] oder [281] mit der Kumulanten sechster Ordnung durchgeführt. Abb. 4.3 veranschaulicht wie die höherstufigen Modulationsarten M-PSK und M-QAM anhand von Kumulanten eindeutig klassifiziert werden können. Da der Verwendung von Kumulanten ein höherer Stellenwert als den statistischen Momenten zukommt [55], wird an dieser Stelle nur auf die Kumulanten eingegangen. Zur

Berechnung der Kumulanten C wird ebenfalls auf *Mühlhaus* in [55] verwiesen, der in seiner Arbeit Kumulanten bis zur vierten Ordnung zur Modulationsartenklassifikation in einem MIMO-System verwendet. Zudem ist im Anhang D.1 die Berechnung der Kumulanten C_{40} , C_{41} , C_{42} und C_{80} angegeben. Nach [54] ermöglichen die Kumulanten C_{40} , C_{41} und C_{42} eine Detektion bis 8-Pulse Amplitude Modulation (PAM), 8-PSK und 64-QAM. Allgemein bieten Kumulanten höherer Ordnung den Vorteil, dass höherstufige Modulationsarten differenzierbar sind. Hierbei nehmen die Werte der Kumulanten mit wachsender Ordnung deutlich zu und eine Trennung der unterschiedlichen Modulationsarten vereinfacht sich entsprechend [55]. Jedoch steigt auch die Varianz der berechneten Kumulanten mit steigender Ordnung [56]. Gerade diese Eigenschaft ist ein wesentlicher Nachteil des Verfahrens, da eine Klassifikation bei geringem S/N somit nicht gewährleistet werden kann.

Ein direkter Vergleich der Modulationsartenklassifikatoren aus den verschiedenen Literaturquellen ist an dieser Stelle für höherstufige Modulationsarten leider nicht möglich, da die Detektionsrate von der Größe \mathcal{I} des Modulationsartenpools \mathcal{M} , den darin enthaltenen Modulationsarten M und der Länge des Eingangsvektors $x[k]$ abhängig ist. Die Abhängigkeit eines Modulationsartenklassifikators von der Länge des Eingangsvektors $x[k]$ geht z.B. implizit aus Beispiel 12 in [56] hervor. Auch diese Arbeit geht auf eben diese Problematik ein und zeigt in diesem Zusammenhang in Abb. 4.4 ein Simulationsergebnis der Kumulanten C_{40} für verschiedene Alphabetgrößen der Modulationsarten QAM und PSK. Abgebildet ist der Mittelwert der berechneten Kumulanten C_{40} bei gegebenem S/N . Die berechneten Werte konvergieren bei einem hohen S/N gegen die theoretisch ermittelten Werte wie sie z.B. in [55] oder [56] aufgeführt sind. Die Abbildung zeigt zudem, dass die Kumulante C_{40} ungeeignet ist, um die Modulationsart 8-PSK und 16-PSK zu unterscheiden, da beide Modulationsarten für diese Kumulante den Wert 0 aufweisen. Abb. 4.5 zeigt die Varianz der berechneten Kumulante C_{40} in dieser Simulationsumgebung. Analog zu Abb. 4.4 ist die Varianz der berechneten Kumulante C_{40} in Abb. 4.5 für die jeweilige Modulationsart über dem S/N aufgetragen. Die durchgeführte Simulation umfasst hierbei eine Größe von 10000 Symbolblöcke N_B à 1000 Symbole K_B pro eingestelltem S/N . Auch die Varianz der Kumulanten C_{40} konvergiert gegen einen bestimmten Wert in Abhängigkeit

von der jeweils vorliegenden Modulationsart und dem somit gegebenen Konstellationsdiagramm.

Tabelle 4.1 fasst die Standardabweichung σ für die jeweilige Modulationsart und Anzahl an Symbolen K_B pro Datenblock zusammen. Hierbei zeigt sich, wie bereits in [56] in Beispiel 12 angedeutet, dass eine eindeutige Unterscheidung der Modulationsarten 16-QAM und 64-QAM bei der gegebenen Anzahl an Symbolen nicht möglich ist, da sich die Verteilungen der Kumulanten für diese Modulationsarten überlappen. Dies gilt sowohl für die Kumulante C_{40} als auch für die Kumulante C_{80} , da die Varianz ebenfalls mit der Ordnung steigt. Abb. 4.3 stellt somit eine umfassende Möglichkeit zur hierarchischen Modulationsartenklassifikation dar. Sie zeigt, dass es für analoge Modulationsarten und für digitale Modulationsarten mit niederstufigem Symbolalphabet bereits ausreichend Lösungen zur Klassifikation gibt. Die mit L_T bezeichneten Schwellenwerte für die einzelnen Merkmale müssen je nach vorhandenem Messsystem und dessen Genauigkeit bestimmt werden [260]. Die Klassifikation von höherstufigen Modulationsarten ist, wie anhand der Klassifikation mittels Kumulanten gezeigt wurde, weiterhin eine aktuelle Problemstellung. Neben der Auswertung der statistischen Momente höherer Ordnung besteht eine weitere vielversprechende Möglichkeit der merkmalsbasierten Modulationsartenklassifikation in der Clusteranalyse wie sie z.B. in [266] durchgeführt wird. Die Clusteranalyse erscheint für digitale Modulationsarten wie QAM oder PSK als sehr geeignet, da die gegebenen Symbolkonstellationen entsprechende Punktwolken im Konstellationsdiagramm darstellen. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit der neuartige, als Highest Constellation Pattern Matching (HCPM) bezeichnete Algorithmus eingeführt.

Eine Rückweisungsklasse ist in dem neuartigen HCPM-Algorithmus nicht vorgesehen, da z.B. über eine hierarchischen Modulationsartenklassifikation wie sie in Abb. 4.3 dargestellt ist bereits eine Eingrenzung der Modulationsart erfolgen kann. Zudem geht es bei der Modulationsartenklassifikation in dieser Arbeit und im Bereich des automatischen Spektrum-Monitorings für ein ziviles Spektrum-Management vorwiegend um eine Wiedererkennung bzw. Verifizierung von bekannten Signalmerkmalen.

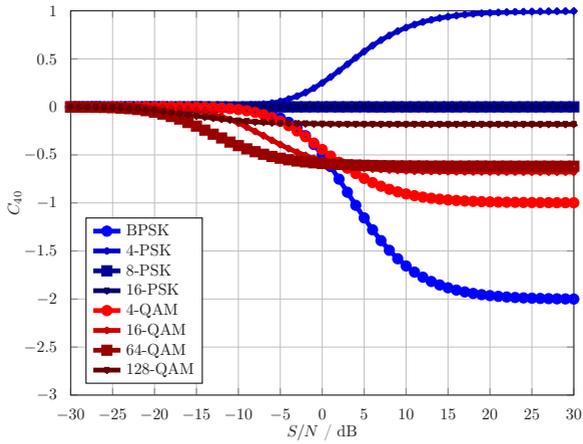


Abb. 4.4: Mittelwert der Kumulante C_{40} für gegebenen Modulationsartenpool als Funktion von S/N

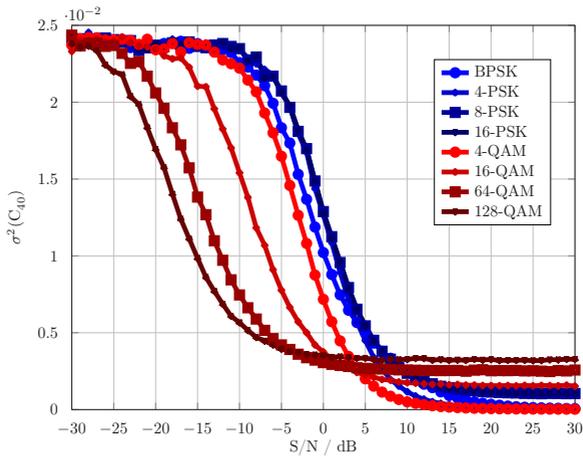


Abb. 4.5: Varianz der Kumulante C_{40} für gegebenen Modulationsartenpool als Funktion von S/N

Modulation	C_{40}	$\sigma(C_{40})$	
		$K_B = 500$	$K_B = 1000$
BPSK	-2	0,012	0,006
4-PSK	1	0,009	0,005
8-PSK	0	0,045	0,032
16-PSK	0	0,045	0,032
4-QAM	-1	0,010	0,005
16-QAM	-0,68	0,057	0,039
64-QAM	-0,62	0,071	0,050
Modulation	C_{80}	$\sigma(C_{80})$	
		$K_B = 500$	$K_B = 1000$
BPSK	-272	3,176	1,573
4-PSK	-34	1,130	0,570
8-PSK	1	0,124	0,060
16-PSK	0	0,127	0,067
4-QAM	-34	1,138	0,552
16-QAM	-13,98	2,666	1,830
64-QAM	-11,50	2,940	2,053

Tab. 4.1: Kumulanten und ihre Standardabweichung bei einem S/N von 30 dB

4.2 Neuartiger Klassifikationsalgorithmus zur automatischen Modulationsartenerkennung basierend auf Cluster-Verfahren

Das empfängerseitige Konstellationsdiagramm digitaler Modulationsarten kann als Muster von Punkthäufungen bzw. Cluster interpretiert werden. Hierbei unterscheiden sich die unterschiedlichen Modulationsarten sowohl in der Anzahl der Cluster als auch in deren Positionierung im Konstellationsdiagramm. Clusterverfahren sind im Allgemeinen in der Lage diese Häufung von Objekten, sprich von Symbolen im vorliegenden Fall, zu finden und mit einem Prototyp zu repräsentieren. Die Anwendbarkeit von Clusterverfahren zur Klassifikation digitaler Modulationsarten ist somit unstrittig und wird bereits von *Schreyögg* in [266] oder *Mobasseri* in [282] und [283] eingeführt. In [266] wird hierbei ein diversives Clusterverfahren eingesetzt, das als Validitätskriterium eines Clusters das Eigenwertverhältnis der Cluster-Kovarianzmatrix verwendet. Als Klassifikationskriterium zur Unterscheidung der digitalen Modulationsarten dient in [266] ausgehend von [284] der Differenzenquotient der Abstandsquadratsummen. Auffallend in *Schreyögg*s Arbeit sind die nicht stetig verlaufenden Klassifikationskurven in den Simulationsergebnissen zu diesem Verfahren. Das Klassifikationskriterium liefert somit für den gewählten Modulationsartenpool \mathcal{M} keine eindeutigen Ergebnisse. In [282] bzw. [283] wird der Fuzzy C-Means-Algorithmus eingesetzt. Bei der Festlegung des Klassifikationskriteriums findet die Maximum-a-posteriori-Methode (MAP)-Methode Anwendung und vergleicht das rekonstruierte Konstellationsdiagramm mit den einzelnen Konstellationsdiagrammen im gewählten Modulationsartenpool \mathcal{M} . Dieser Modulationsartenpool \mathcal{M} umfasst in *Mobasseri*s Arbeiten jedoch nur die Modulationsarten 4-PSK, 8-PSK und 16-QAM. In [285] wird ebenfalls der Fuzzy C-Means-Algorithmus angewandt. Der Modulationsartenpool \mathcal{M} ist in [285] weitreichender und umfasst Modulationsarten von 4-PSK bis 16-PSK und von 4-QAM bis 64-QAM. Als Klassifikationskriterium wird eine gewichtete Kostenfunktion gewählt, welche die Anzahl der Prototypen in einem Quadranten des Konstellationsdiagramms auswertet. Als zweites Clusterverfahren wird in [285] der sogenannte Two Threshold Sequential Algorithmic Scheme (TTSAS)-Algorithmus basierend auf einem Hamming-Netz [286] unter-

sucht. Der TTSAS-Algorithmus wird hierbei für jede Modulationsart im Modulationsartenpool \mathcal{M} durchgeführt. Als Kostenfunktion dient für dieses Verfahren die Summe der Abstandsquadrate aus den ermittelten Prototypen zu den gegebenen Konstellationsdiagrammen. Der TTSAS-Algorithmus erzielt bei der Evaluation in [285] ein besseres Klassifikationsergebnisse als der Fuzzy C-Means-Algorithmus und klassifiziert die vorliegende Modulationsart bei geringeren S/N . In [287] wird der sogenannte K-Center-Algorithmus für die Modulationsartenklassifikation verwendet. Als Klassifikationskriterium wird in dieser Arbeit der Cumulative Deviation Error (CDE) eingeführt, der nahezu dem bekannten Error Vector Magnitude (EVM) entspricht. Die erzielten Ergebnisse sind vergleichbar mit den Ergebnissen in [285]. *Zamanian et. al.* verwendet in [288] ebenfalls einen K-Means-Algorithmus mit einer Fuzzy Hyper Volume (FHV)-Klassifikation. Eine zuverlässige Klassifikation der digitalen Modulationsarten findet in dieser Publikation jedoch erst ab einem S/N von 10 dB statt. In [289] wird ebenfalls ein K-Means-Clusterverfahren verwendet. Die Klassifikation ist hier jedoch auf QAM begrenzt und detektiert diese Modulationsarten bei vergleichbaren S/N wie z.B. *Ahmadi* in [285].

Die obige Literaturzusammenfassung zeigt zum einen, dass der Anwendung von Clusterverfahren zur Modulationsartenklassifikation aktuell ein gesteigertes Interesse zukommt. Zum anderen zeigt sie, dass sowohl die Definition des Validitätskriteriums eines Clusters als auch die Auswahl der Clustermerkmale zur Klassifikation der Modulationsarten durchaus eine sehr anspruchsvolle Forschungs- und Problemstellung darstellen. Die meisten wissenschaftlichen Veröffentlichungen verwenden in diesem konkreten Zusammenhang bekannte Clusterverfahren aus der Datenanalyse und einen Klassifikationsfaktor basierend auf dem EVM. Beispiele für diese Vorgehensweise sind in den Veröffentlichungen von *Shahmohammadi* [290], *Azarmanesh* [287] oder *Mobasseri* [283] zu finden. In der vorliegenden Arbeit wird zur Verbesserung der automatischen Modulationsartenklassifikation eine neuartige Nutzenfunktion aufgestellt, die neben dem EVM noch weitere Merkmale anhand des Konstellationsdiagramms auswertet. Diese zusätzliche Parameterauswertung ermöglicht eine Modulationsartenklassifikation bei einem noch geringeren SNR als bei den bisher aus der Literatur bekannten Verfahren.

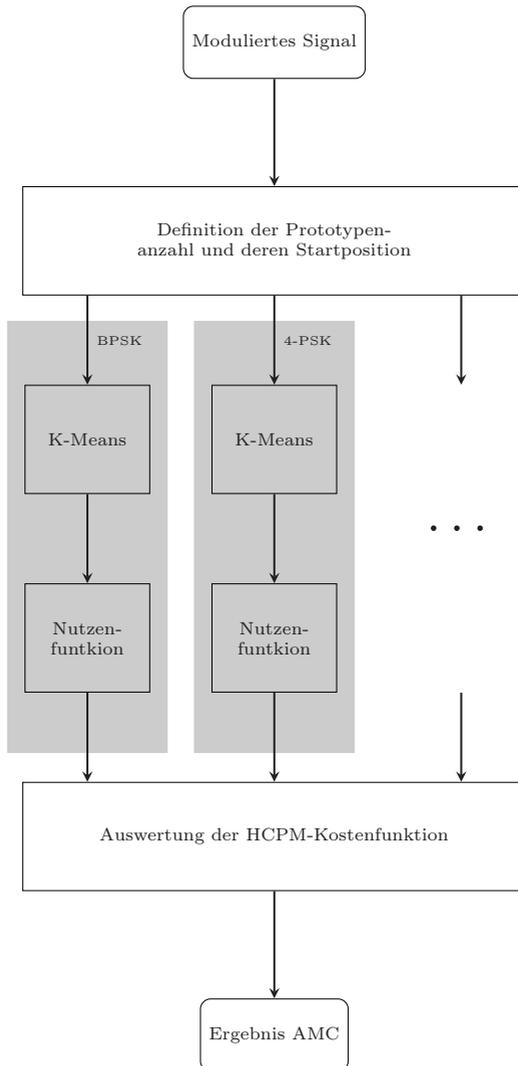


Abb. 4.6: Struktur des neuartigen HCPM-Algorithmus

Zur Gewinnung der Prototypen wird in der vorliegenden Arbeit der K-Means-Algorithmus angewandt. Im Allgemeinen findet der K-Means-Algorithmus für die Aufgabe des Clusterings die optimale lokale Lösung. Abhängig von der Gesamtverteilung und der Initialisierung der Prototypen, muss dies jedoch nicht die globale optimale Lösung für das Clustering darstellen [291]. Für die vorliegende Problemstellung sind jedoch sowohl die Anzahl der Cluster als auch deren Position im Konstellationsdiagramm bekannt, da der Modulationsartenpool \mathcal{M} immer aus einer begrenzten Anzahl bekannter Modulationsarten besteht. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit analog zum TTSAS-Algorithmus in [285] für jede mögliche Modulationsart im Modulationsartenpool \mathcal{M} der K-Means-Algorithmus durchgeführt. Hierbei wird sowohl die Anzahl der Prototypen als auch deren Startposition vorgegeben. Dies gewährleistet, dass der K-Means-Algorithmus für den gegebenen Modulationsartenpool \mathcal{M} das globale Optimum findet. Der daraus resultierende neuartige Algorithmus zur Modulationsartenerkennung wird im folgenden Highest Constellation Pattern Matching (HCPM)-Algorithmus genannt und ist in seiner Grundstruktur in Abbildung 4.6 dargestellt. Die entwickelte Nutzenfunktion des HCPM-Algorithmus wird zunächst in diesem Kapitel theoretisch erläutert und mathematisch beschrieben. Anschließende Simulationsergebnisse zeigen, dass mit dem neu eingeführten HCPM-Algorithmus eine deutlich zuverlässigere Modulationsartenklassifikation möglich ist, als mit den aus der Literatur bekannten Clusterverfahren. Als Nutzenfunktion zur automatischen Modulationsartenklassifikation werden beim HCPM-Algorithmus folgende Merkmale des Konstellationsdiagramms ausgewertet:

- Die Repräsentation der einzelnen Subverteilungen in Abhängigkeit von der Prototypenanzahl.
- Die Gleichverteilung der Symbole auf die Cluster.
- Die Abstände zwischen gefundenen Clusterschwerpunkten und vorgegebener Symbolkonstellation.

Abbildung 4.7 veranschaulicht den Ansatz des Verfahrens für Testdaten der Modulationsart 4-QAM. Hierbei zeigt Abb. 4.7a das Ergebnis des HCPM-Algorithmus bei einer initialisierten Clusteranzahl von $K = 4$ und Abb. 4.7b bei einer initialisierten Clusteranzahl von $K = 16$. Die

grünen Punkte in beiden Abbildungen kennzeichnen jeweils die ermittelten Clusterschwerpunkte des HCPM-Algorithmus. Die gestrichelten schwarzen Kreise geben jeweils den maximal entfernten Datenpunkt eines Clusters zum zugehörigen Clusterschwerpunkt an. Dies veranschaulicht somit die Qualität der Datenpunkt-Repräsentation durch die einzelnen Subverteilungen. Je kleiner und gleichmäßiger diese Kreisradien sind, desto besser wird die Gesamtverteilung der Datenpunkte durch die Cluster wiedergegeben. Die Datenpunkte der jeweiligen Cluster sind in beiden Grafiken in unterschiedlichen Graustufen dargestellt und veranschaulichen somit die Verteilung der Datenpunkte auf die einzelnen Cluster, welches in der HCPM-Kostenfunktion als weiteres Merkmal zur digitalen Modulationsartenklassifikation ausgewertet wird. Die roten Punkte in den Grafiken stellen die jeweils vorgegebenen Symbolkonstellationen dar und die blauen Pfeile deren Abstände zum minimal entfernten Clusterschwerpunkt, welche als weiteres Merkmal in der HCPM-Kostenfunktion berücksichtigt wird. Abbildung 4.7 veranschaulicht somit die Merkmalsauswahl des HCPM-Algorithmus zur Modulationsartenklassifikation anhand zweier Beispiele. Im Folgenden wird auf die Kostenfunktion des HCPM-Algorithmus im Detail eingegangen.

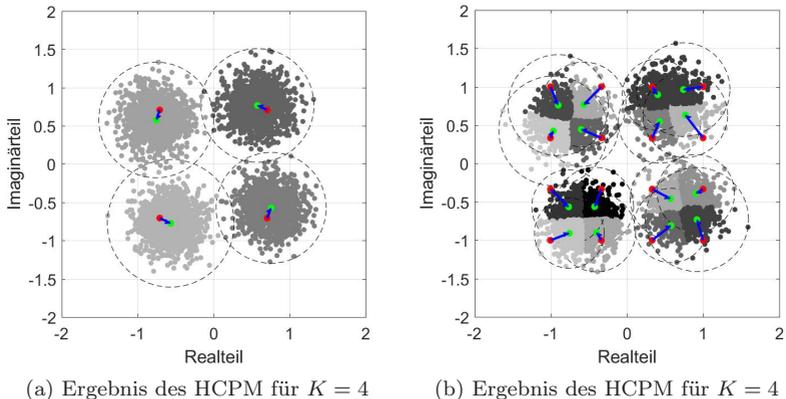


Abb. 4.7: Clusterergebnisse für den HCPM-Algorithmus mit unterschiedlicher Prototypenanzahl bei einem SNR von 10 dB

Die Nutzenfunktion des neuartigen HCPM-Algorithmus baut auf der Kostenfunktion J_K des K-Means-Algorithmus, nach (3.28), auf und wird durch die Prototypenanzahl normiert, da die Kostenfunktion J_K mit steigender Prototypenanzahl und geeigneter Initialisierung monoton fällt. Der erste Faktor F_1 der Nutzenfunktion ist folglich mit

$$F_1 = \frac{1}{1 + J_K(M)K_P} \quad (4.3)$$

definiert, wobei K_P die Anzahl der Prototypen und $J_K(M)$ den Wert der Kostenfunktion in Abhängigkeit von der Modulationsart M anzeigt. Der zweite Faktor F_2 der Nutzenfunktion ist ein Maß für die Abweichung der ermittelten Prototypen P_k zur vorgegebenen Symbolposition im Konstellationsdiagramm C_k und wird zu

$$F_2 = \frac{1}{1 + \frac{1}{K_P} \sum_{k=1}^K |C_k - P_k|} \quad (4.4)$$

definiert. Der dritte Faktor F_3 der Nutzenfunktion gibt mit $\Phi(P_k)$ als Indikator, ob ein Prototyp Empfangssymbole repräsentiert ($\Phi(P_k) = 1$) oder nicht ($\Phi(P_k) = 0$), die Gleichverteilung der Symbole auf die zur Verfügung stehenden Prototypen an:

$$F_3 = \frac{\sum_{k=1}^{K_P} \Phi(P_k)}{K_P}. \quad (4.5)$$

Mit den zuvor definierten Faktoren F_1 , F_2 und F_3 wird die resultierende Nutzenfunktion des neuartigen HCPM-Algorithmus in Abhängigkeit von der Modulationsart M zu

$$F(M) = F_1(M)^2 F_2(M) F_3(M) \quad (4.6)$$

bestimmt, wobei der Faktor F_1 stärker gewichtet wird als die anderen beiden Faktoren F_2 und F_3 . Das erzielte Simulationsergebnis für den Modulationsartenpool \mathcal{M} bestehend aus *BPSK*, *4-PSK*, *8-PSK*, *16-PSK*, *4-QAM*, *16-QAM*, *32-QAM* und *64-QAM* ist in Abbildung 4.8 dargestellt. Die Simulation umfasste je Modulationsart eine Million Datenblöcke N_B und jeweils 512 Symbole K_B pro Datenblock. Das Simulationsergebnis zeigt, dass die Modulationsart 4-QAM bzw 4-

PSK als Defaultwert dient, da kein Konstellationsdiagramm für weißes Rauschen (White Gaussian Noise (WGN)) definiert ist. Es wird somit wie im Spektrum-Monitoring-Bereich üblich von einem detektierten, modulierten Signal ausgegangen. Des Weiteren sei darauf hingewiesen, dass das S/N pro Symbol und nicht pro Bit auf der Abszisse der Abb. 4.8 angegeben ist.

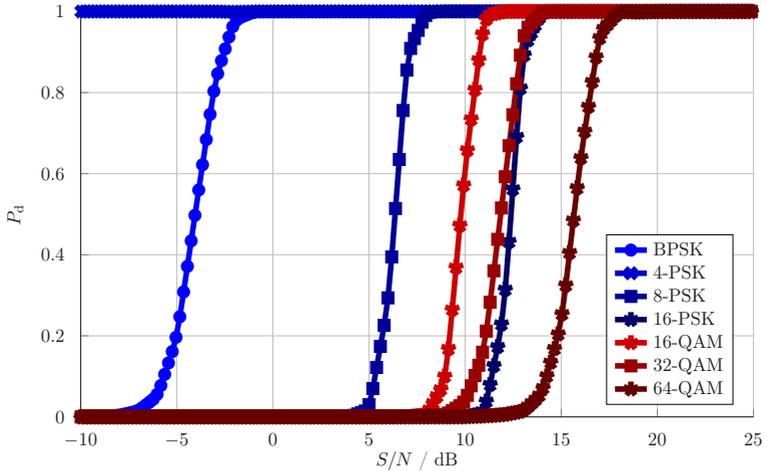


Abb. 4.8: Simulationsergebnis des HCPM-Algorithmus

Ein Vergleich zu den aus der Literatur [285, 287] bekannten Verfahren TTSAS, Fuzzy K-Means und K-Center ist in Tabelle 4.2 aufgeführt. Hierbei ist jeweils das S/N pro Symbol für eine Detektionsrate $P_d = 1$ angegeben. Der neuartige HCPM-Algorithmus klassifiziert entsprechende Symbolalphabete im Vergleich zu den bekannten Verfahren bei einem um bis zu 7 dB geringeren S/N . Dabei waren die Anzahl der Symbole K_B pro Datenblock bei den Simulationsergebnissen in [287] bzw. [285] gleich groß oder größer als $K_B = 512$. An dieser Stelle sei noch darauf hingewiesen, dass die Modulationsart 32-QAM bei einem geringeren SNR detektiert wird als die Modulationsart 16-PSK. Dies ist bedingt durch die beschriebene Normierung des Empfangssignals und der damit zusammenhängenden größeren euklidischen Distanz der 32-QAM-Symbole im Konstellationsdiagramm.

Verfahren	8-PSK	16-PSK	16-QAM	64-QAM
HCPM	8 dB	14 dB	12 dB	18 dB
TTSAS	-	-	11 dB	22,8 dB
fuzzy k-means	14,8 dB	21 dB	15 dB	22,8 dB
K-Center	-	-	19 dB	22,8 dB

Tab. 4.2: Erforderliches S/N für die AMC und eine Detektionsrate von $P_d = 1$

4.3 Realisierung eines neuartigen Modulationsartenklassifikators

4.3.1 Vorverarbeitung von Messdaten

4.3.1.1 Vorverarbeitungssystem zur Rekonstruktion von digitalen Signalen

Die Anwendung bzw. Implementierung von Clusterverfahren zur automatischen Modulationsartenklassifikation in einem Monitoring-System ist in der bekannten Literatur [266, 282, 283, 285, 287, 290] bisher nicht realisiert worden, was die Neuartigkeit dieses Ansatzes in der AMC-Problematik unterstreicht. Für die Realisierung eines AMC-Systems ist eine Vorverarbeitung, wie sie bereits im Systemdiagramm in Abb. 4.2 im vorigen Kapitel dargestellt ist, erforderlich. Dieser Vorverarbeitungsblock umfasst verschiedene Aufgaben: die Zeitsynchronisation, die Frequenzsynchronisation und die Anfangsphasenschätzung. Aus der Literatur sind verschiedene Vorverarbeitungssysteme bekannt, die die obigen Aufgaben in unterschiedlicher Reihenfolge lösen. In [55] wird z.B. zunächst der Frequenzoffset bestimmt und anschließend die Symbolratenschätzung und Zeitsynchronisation durchgeführt. In [292] wird hingegen ein Vorverarbeitungssystem gemäß Abb. 4.9 vorgeschlagen, das zu Beginn die Zeitsynchronisation durchführt und im Anschluss die Frequenz synchronisiert. Letztere Variante ist in Abb. 4.9 abgebildet.

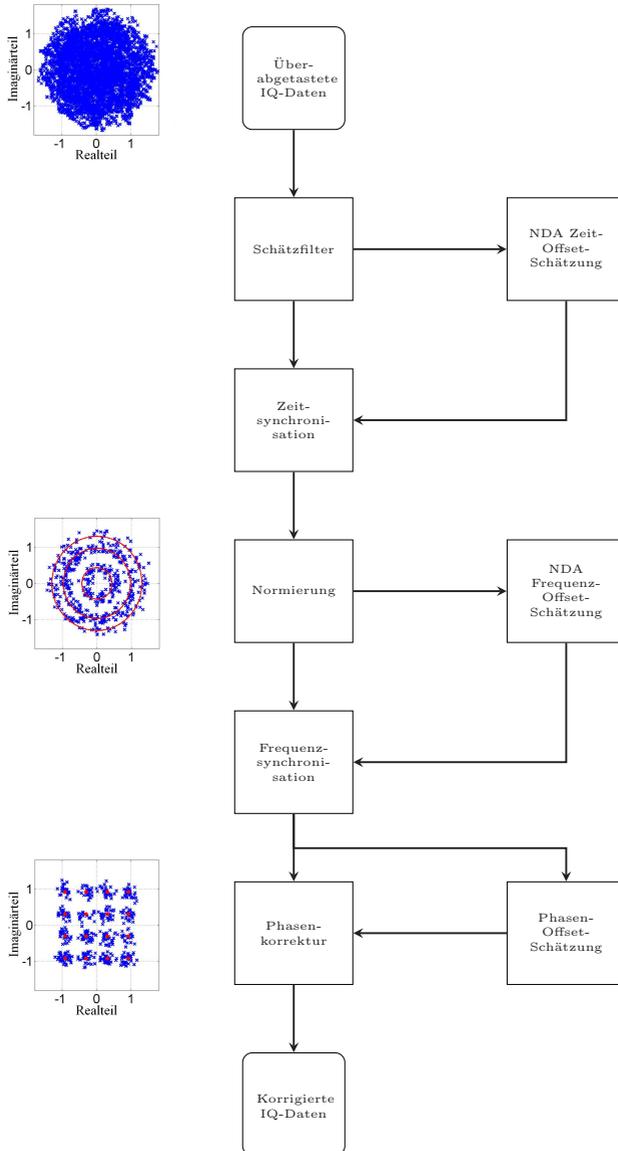


Abb. 4.9: Vorverarbeitungssystem [292]

Das in Abb. 4.9 abgebildete Verfahren beinhaltet den Vorteil, dass die Frequenz- und die Anfangsphasenschätzung bei einer reduzierten Abtaste rate erfolgen kann und aufgrund der reduzierten Datenmenge weniger rechenintensiv ist. Sowohl die Genauigkeit der Zeit- als auch der Frequenzsynchronisation ist abhängig von den vorliegenden Modulationsarten im Modulationsartenpool. In dieser Arbeit wird von einem modulierten Träger ausgegangen, der folgende Modulationsarten aufweisen kann: *BPSK*, *4-PSK*, *8-PSK*, *16-PSK*, *4-QAM*, *16-QAM*, *32-QAM* und *64-QAM*. Aufgrund der Vielzahl von unterschiedlichen Modulationsarten ist die Zeit- und Frequenzsynchronisation erschwert, da sogenannte Non Data Aided (NDA)-Synchronisationsverfahren angewandt werden müssen, die diese digitalen Modulationsarten erfolgreich synchronisieren können.

4.3.1.2 Modulationsartenunabhängige Zeitsynchronisation

Als Verfahren zur NDA-Zeitsynchronisation bzw. NDA-Symbolsynchronisation [293] wird in dieser Arbeit die Square Timing Recovery (STR)-Methode nach *Oerder* in [294] verwendet. Dieses Verfahren ermöglicht die Zeitsynchronisation eines PAM-, PSK- oder QAM-Signals ohne eine vorherige Frequenzsynchronisation. Ausgehend von einem überabgetasteten Empfangssignal $y[l]$ erfolgt nach Abb. 4.10 eine Dezimation auf eine entsprechend geringere Abtast- bzw. Symbolrate. Von der resultierenden Symbolfolge $x[k]$ wird das Betragsquadrat gebildet und eine Fourier Transformation $X_{as}[k]$ bei der geringeren Abtaste rate durchgeführt. Final kann anhand des Arguments von $X_{as}[k]$ der optimale Abtastzeitpunkt ermittelt werden.

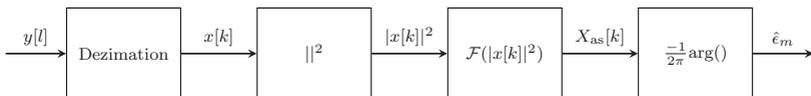


Abb. 4.10: Blockdiagramm eines STR-Systems [292, 294, 295]

Im vorliegenden Messsystem wird, wie z.B. auch in [55], eine 10-fache Überabtastung U_{fs} des Sendesignals gewählt. Die Symbolfolge $x[k]$ kann mit dem geschätzten Abtastzeitpunkt $\hat{\epsilon}_m$ somit zu

$$x[k] = y[kU_{fs} + \hat{\epsilon}_m] \quad (4.7)$$

bestimmt werden. Da die Abtastrate des Sendesignals in dieser Arbeit als bekannt vorausgesetzt wird, ist die Schätzung des optimalen Abtastzeitpunkts folglich nur vom Roll-Off-Faktor des Filters im Sender und dem vorliegenden S/N abhängig. Der Roll-Off-Faktor gibt hierbei für die verwendeten linearen Modulationsarten die Pulsformung und somit die Flankensteilheit im Frequenzbereich vor [296]. In Abb. 4.11 ist das Simulationsergebnis für einen Roll-Off-Faktor α von 0,25 dargestellt. Auf der Abszisse ist das simulierte S/N dargestellt und auf der Ordinate die erzielte Detektionsrate P_d .

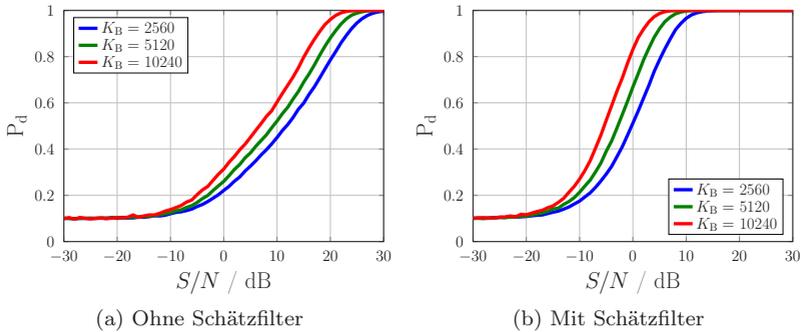


Abb. 4.11: Zeitsynchronisation für unterschiedliche Symbolvektorstärken K_B und einem Roll-Off-Faktor von $\alpha = 0,25$

Der oben gewählte Roll-Off-Faktor orientiert sich an den Funkstandards GSM und LTE [297, 298]. Die Detektionsraten für den minimalen bzw. maximalen Roll-Off-Faktor von 0 bzw. 1 sind im Anhang in Abb. D.1 und D.2 aufgeführt. Zudem zeigen alle Abbildungen zur Zeitsynchronisation die Detektionsraten P_d mit und ohne Schätzfilter. Bei dem gewählten Schätzfilter handelt es sich um ein Tiefpassfilter mit einer Cut-Off-Frequenz, die der Symbolrate entspricht, und einer Dämpfung

im Stopband von 30 dB. Als Filterordnung wurde der Wert 80 als Kompromiss zwischen Filtergüte und Rechenaufwand gewählt. Die Simulation zur Zeitsynchronisation umfasst jeweils 1 Million Datenpakete mit einer Anzahl an Symbolen K_B von 2560, 5120 und 10240.

Mit steigender Anzahl an verfügbaren Symbolen verbessert sich die Detektionsrate der Zeitsynchronisation, wie eindeutig aus Abb. 4.11 hervorgeht. So wird in diesem Fall eine Detektionsrate von $P_d = 0.9$ bei einer Anzahl von Symbolen von $K_B = 5120$ bei einem S/N von 5 dB erreicht. Bei $K_B = 2560$ bzw. $K_B = 10240$ wird diese Detektionsrate hingegen bei einem S/N von 8 dB bzw. 2,5 dB erzielt. Die Detektionsrate von $P_d = 0,1$ bei einem geringen S/N von z.B. -30 dB erklärt sich durch die 10-fache Überabtastung. Die Abhängigkeit bzgl. des Roll-Off-Faktor und des vorliegenden S/N ist in Abbildung 4.12 für die festgelegten Detektionsraten $P_d = 0.9$ und $P_d = 0.95$ veranschaulicht. Für die praktische Realisierung des in dieser Arbeit vorgestellten AMC-Systems wird senderseitig ein Roll-Off-Faktor von $\alpha = 1$ gewählt. Dies ermöglicht bereits eine Zeitsynchronisation bei einem S/N von weniger als 0 dB. Im Anhang in Abb. D.2 ist die entsprechende Detektionskurve für den Roll-Off-Faktor von $\alpha = 1$ dargestellt.

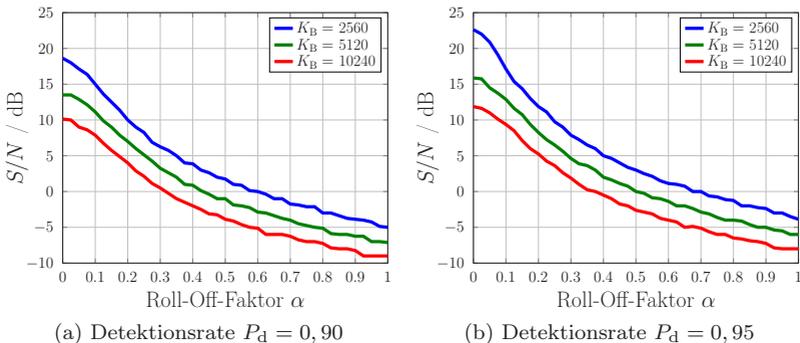


Abb. 4.12: Zeitsynchronisation für unterschiedliche Roll-Off-Faktoren

4.3.1.3 Modulationsartenunabhängige Frequenzsynchronisation

Da die geschätzte Mittenfrequenz aus der Kanalsegmentierung aufgrund der systembedingt gegebenen Auflösungsbandbreite nicht exakt der Trägerfrequenz des Senders entspricht, muss diese im Monitoring-System im Zeitbereich bestimmt werden. Ausgehend vom Systemaufbau in Abb. 4.9 wird an dieser Stelle davon ausgegangen, dass vor dem Systemblock der Frequenzsynchronisation die Zeitsynchronisation erfolgreich abgeschlossen ist und die Symbolfolge im Basisband mit

$$x[k](\Delta f) = a_0[k]e^{j2\pi f_s \Delta f} \quad (4.8)$$

vorliegt. Es wird ebenfalls davon ausgegangen, dass eine Normierung der Symbolfolge anhand ihrer Varianz durchgeführt ist und somit auch ein IQ-Offset eliminiert ist. Weitere Optimierungen zur Normalisierung wie z.B. in [299] werden in dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Die zu schätzende Frequenzverschiebung Δf ist mittels einer NDA-Frequenzsynchronisation zu schätzen und bei synchronisiertem Sender und Empfänger Null. Da es sich bei der Symbolfolge $x[k]$ um einen stationären Prozess handelt, kann die Frequenzschätzung für die im Modulationsartenpool \mathcal{M} angenommenen Modulationen über die Bildung des r, s -te Moments erfolgen:

$$E_{r,s}(x[k]) = E\{x[k]^r x[k]^{*s}\}, \quad (4.9)$$

wobei $E\{\}$ den Erwartungswert repräsentiert und $*$ die Konjugation anzeigt. Die berechneten Momente bis zu $E_{16,8}$ sind im Anhang in Tabelle D.1 angegeben. Für die Ermittlung der Frequenzverschiebung wird r und s so gewählt, dass $E_{r,s}(x[k])$ ungleich Null ist. Gut geeignet sind höhere Momente mit $r = 2, 4, 8, 16$ und $s = 0$ [55]. Besonders gut ist dieses Verfahren für Modulationsarten geeignet, deren höhere Momente größer Eins sind. Da je nach vorliegender Modulationsart ein anderes Moment besser geeignet ist zur Frequenzsynchronisation, werden die höheren Momente $E_{r,s}(x[k], \Delta f)$ mit $r = 2, 4, 8, 16$ und $s = 0$ für $x[k]$ in einem vorgegebenen Frequenzbereich mit variierender Verschiebungsfrequenz Δf parallel berechnet und mit einer Kostenfunktion basierend auf dem Peak to Average Ratio (PAR) ausgewertet. Hierzu wird der resultierende Ergebnisvektor $E_{r,s}(x[k], \Delta f)$ mit seinem Maximum normiert und zu seinem Mittelwert ins Verhältnis gesetzt.

In [55] wird diese beschriebene Auswertung zur Frequenzsynchronisation in einem MIMO-System mit 2 Sende- und 4 Empfangsantennen eingesetzt. Dort können z.B. BPSK- oder 8-PSK modulierte Signale bis zu einem S/N von -7 dB bzw. 1 dB erfolgreich bearbeitet werden. In einem Single Input Single Output (SISO)-System, wie es in dieser Arbeit angenommen wird, ist eine Frequenzsynchronisation für PSK-modulierte Signale erst bei einem größeren S/N zu erreichen. Für die Frequenzsynchronisation von PSK-Signalen bei geringem S/N sind Verfahren basierend auf Winkelhistogrammen vorteilhaft. Ein Überblick zu diesen Verfahren ist in [300] und [301] gegeben.

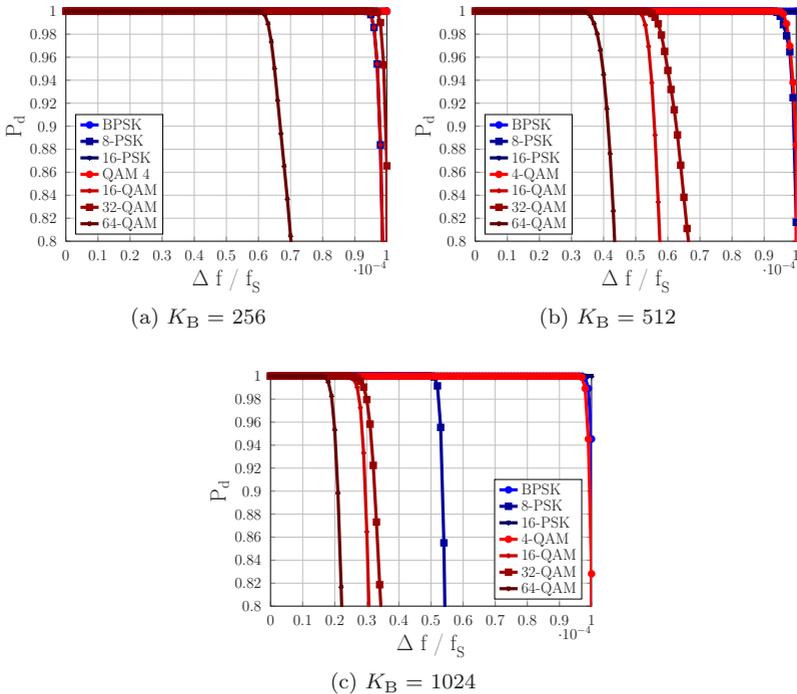


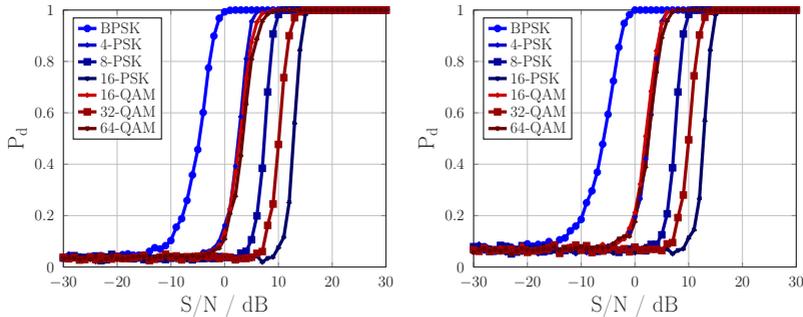
Abb. 4.13: Anforderungen an die Frequenzsynchronisation zur erfolgreichen Modulationsartenklassifikation mit dem HCPM-Algorithmus

In dieser Arbeit wird zur Frequenzsynchronisation ein Verfahren eingesetzt, das ebenfalls das Winkelhistogramm auswertet und als Kostenfunktion die PAR-Methode anwendet. Da bei einem PSK-modulierten Signal die Symbolkonstellationen äquidistante Winkelabstände aufweisen, wird zunächst das Argument der vorliegenden Symbolfolge $x[k]$ berechnet. Die erhaltenen Argumente werden parallel mit unterschiedlichen Faktoren $q = 2, 4, 8, 16$ multipliziert und letztlich einer Modulo-Operation mit 2π unterzogen. Die Kostenfunktion C_{arg} kann folglich in Abhängigkeit von q und Δf mit

$$C_{\text{arg}}(q, \Delta f) = \frac{\max(\text{mod}(\arg(x[k](\Delta f))q, 2\pi))}{\text{avg}(\text{mod}(\arg(x[k](\Delta f))q, 2\pi))} \quad (4.10)$$

berechnet werden. Eine anschließende Normierung von C_{arg} und Berechnung des PAR ermöglicht letztlich einen Vergleich zu den oben berechneten höheren Momenten. Die verwendete Frequenzsynchronisation setzt sich somit sowohl aus den höheren Momenten $E_{r,s}(x[k], \Delta f)$ mit $r = 2, 4, 8, 16$ und $s = 0$, als auch aus der Winkelhistogrammanalyse $C_{\text{arg}}(q, \Delta f)$ mit $q = 2, 4, 8, 16$ zusammen.

Zur Festlegung des Toleranzbereichs für die Frequenzsynchronisation erfolgte eine Simulation des HCPM-Algorithmus unter Variation der Frequenzverschiebung Δf . Die Simulation wurde unter Annahme einer idealen Symbolkonstellation und ohne Variation des S/N durchgeführt. Die Auswertung in Abbildung 4.13 zeigt das Simulationsergebnis für die unterschiedlichen Längen K_B der Symbolfolge $x[k]$. Es geht eindeutig hervor, dass eine Vergrößerung der Symbolfolgenlänge K_B zu einer erhöhten Sensitivität bzgl. der Frequenzverschiebung führt. Für die Realisierung der Frequenzsynchronisation bei einer Symbolfolgenlänge von $K_B = 512$ wird in dieser Arbeit ausgehend von Abb. 4.13b ein Toleranzbereich für Δf von $10^{-5} f_s$ vorgegeben. Die Detektionsrate für die erzielte Frequenzsynchronisation ist in Abhängigkeit vom S/N in Abb. 4.14 für die Toleranzbereiche $1 \cdot 10^{-5} f_s$ und $2 \cdot 10^{-5} f_s$ dargestellt. Die geringe Detektionsrate bei geringem S/N resultiert wiederum aus dem vorgegebenen Frequenzbereich. Die erzielte Detektionsrate der Frequenzsynchronisation ist unter Berücksichtigung des HCPM-Klassifikationsergebnisses in Abb. 4.8 ausreichend für die Realisierung des AMC-Systems in dieser Arbeit.



(a) Freq.-Offset-Toleranz bei $1 \cdot 10^{-5} f_s$ (b) Freq.-Offset-Toleranz bei $2 \cdot 10^{-5} f_s$

Abb. 4.14: Frequenzsynchronisation zur erfolgreichen Modulationsartenklassifikation bei einer Symbolanzahl von $K_B = 512$

4.3.2 Messsystem zur automatischen Modulationsartenerkennung

4.3.2.1 Aufbau des Messsystems und verwendete Systemparameter

Die in dieser Arbeit eingeführte HCPM-Methode zur AMC wird in diesem Kapitel auf ihre Praxistauglichkeit untersucht. Als Testsystem dient ein einfaches SISO-System mit einem Sender- und einem Empfängermodul. Das gesamte Testsystem ist in Abb. 4.15 dargestellt. Die Messungen wurden in einer EMV-Kammer durchgeführt und als Frequenzband wurde das Industrial, Scientific and Medical Band (ISM-Band) bei 868 MHz gewählt. Als Sendermodul dient der Signalgenerator *R&S SMBV100A Vector Signal Generator* [302] mit einer *LP0965*-Antenne [303]. Das Sendesignal wird anhand einer zufälligen Symbolfolge in *MATLAB* generiert. Die Modulation, die Pulsformung mit einem Raised-Cosine-Filter ($\alpha = 1$) und die Überabtastung um Faktor 10 erfolgt in der *R&S ARB Toolbox* [304]. Das Signal wird letztlich über den *R&S SMBV100A Vector Signal Generator* mit einer Abtastrate von $f_s = 481,111$ kHz gesendet und auf Empfängerseite mit der gleichen Abtastrate empfangen. Im einzelnen besteht das Empfängermodul aus einer *LP0965*-Antenne, einem konventionellen Spektralanalysator des Typs *USB-SA44B - 4.4 GHz Spectrum Analyzer* [305] und

einem Personal Computer (PC) zur Aufzeichnung der Empfangsdaten und gleichzeitigen Auswertung. Die Auswertung erfolgt in einer Visual-Studio-Applikation und unterstreicht somit die Echtzeitfähigkeit des in dieser Arbeit eingeführten Verfahrens. Die Abtastrate des verwendeten Spektralanalysators beträgt 481,111 kHz und das gemessene S/N wird innerhalb dieser Bandbreite bestimmt. Dem Vorverarbeitungssystem werden je eingestelltem S/N 1000 Symbolblöcke mit einer Anzahl von 5120 Abtastwerten übergeben. Der HCPM-Algorithmus erhält somit vom Vorverarbeitungssystem Datenblöcke mit einer Länge von 512 Symbolen.

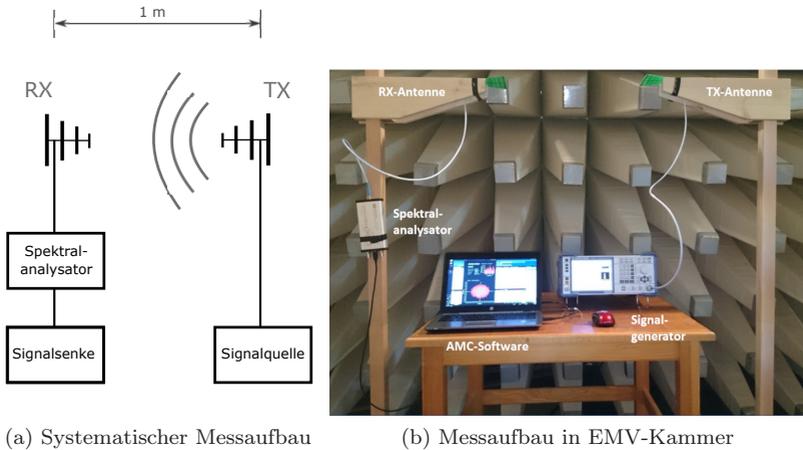


Abb. 4.15: Testaufbau zur Modulationsartenklassifikation

4.3.2.2 Vorstellung und Diskussion der erzielten Messergebnisse

Die Klassifikationsleistung des HCPM-Algorithmus kann mithilfe der Detektionskurven in Abb. 4.16 bestimmt werden. Wie bereits in der Vorstellung des HCPM-Algorithmus in Kapitel 4.2 erläutert und in Abb. 4.8 veranschaulicht wurde, ist die Modulationsart 4-PSK bzw. 4-QAM die Default-Klasse des Algorithmus. Bei geringem S/N oder bei reinem weißen Rauschen detektiert der HCPM-Algorithmus diese Modulationsart. Dies ist jedoch kein Argument gegen den Algorithmus, da

bereits durch die vorhergehende Kanalsegmentierung eine Signaldetektion sowie eine Bestimmung des S/N stattfindet. Im Vergleich zur Simulation in Abb. 4.8 zeigt sich bei allen Modulationsarten eine Degradation des Detektionsergebnisses. Ein Vergleich des Simulationsergebnisses mit dem Messergebnis ist in Tabelle 4.3 für eine Detektionsrate von $P_d = 0.9$ gegeben. Als Gründe für die Degradation des Detektionsergebnisses sind sowohl die Zeitsynchronisation als auch die Frequenzsynchronisation zu nennen. So konnte bei geringem S/N der optimale Abtastzeitpunkt nicht immer zuverlässig bestimmt werden. Die Frequenzsynchronisation, welche trotz einer galvanischen Trennung des Messequipments vom Versorgungsnetz meist eine Frequenzverschiebung von 50 Hz schätzte, beeinflusste das Klassifikationsergebnis zusätzlich negativ. Insgesamt verschlechterten sich die Detektionsergebnisse um bis zu 3 dB. Vergleicht man jedoch die erzielten Detektionsergebnisse mit anderen realisierten Klassifikatoren so zeigt sich die Leistungsfähigkeit des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens. Während in [55] ein Signal mit einem S/N von 21 dB für die Modulationsarten BPSK, 4-PSK und 16-QAM eingesetzt wurde, konnten in dieser Arbeit diese Modulationsarten bei einem um mindestens 7 dB geringeren S/N klassifiziert werden.

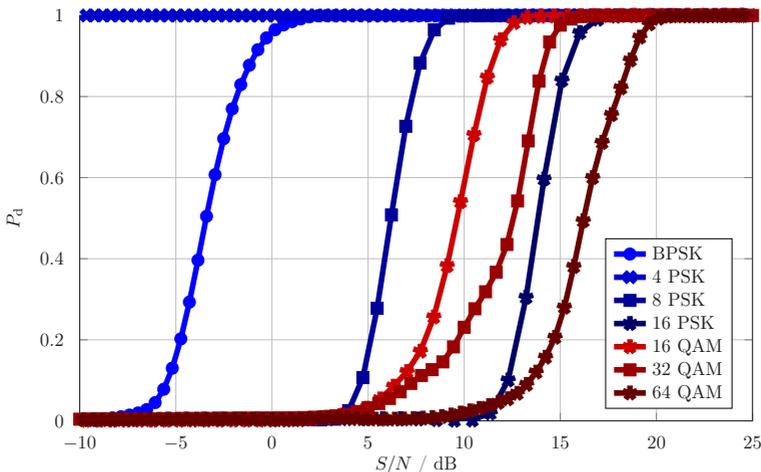


Abb. 4.16: Messergebnis des HCPM-Algorithmus

	BPSK	8- PSK	16- PSK	16- QAM	32- QAM	64- QAM
$P_d = 0,5$						
Simulation	-4 dB	6 dB	12,5 dB	10 dB	12 dB	15,5 dB
Messung	-3 dB	6 dB	14 dB	10 dB	13 dB	16 dB
$P_d = 0,9$						
Simulation	-2,5 dB	7 dB	13 dB	11 dB	13 dB	17 dB
Messung	-2 dB	7,5 dB	16 dB	12 dB	14 dB	18 dB

Tab. 4.3: Vergleich des erforderlichen S/N zur Klassifikation von Modulationsarten mit dem HCPM-Algorithmus in der Simulation und Messung bei einer Detektionsrate von $P_d = 0,5$ bzw. $P_d = 0,9$

Zusammenfassend präsentiert diese Arbeit mit dem neuen und leistungsfähigen HCPM-Algorithmus ein Clustering-Verfahren zur effektiven AMC. Im Gegensatz zu bisherigen Arbeiten [266, 285, 287], die ebenfalls eine Modulationsartenklassifikation mittels Clusteranalyse durchführten, setzt diese Arbeit den neuartigen HCPM-Algorithmus in die Praxis um und beweist somit die Anwendbarkeit eines Clustering-Verfahrens zur AMC in Echtzeit. Die Neuartigkeit des hier vorgestellten Verfahrens wird mit der Veröffentlichung in [306] und mit einer Patentmeldung [307] unterstrichen.

5 Automatisches Spektrum-Monitoring mit integrierter Bewertung der spektralen Nutzungseffizienz

5.1 Messsystem für ein automatisches Spektrum-Monitoring

5.1.1 Messstandorte zur exemplarischen Untersuchung der spektralen Frequenzbelegung

Die automatische Signalidentifikation ist der zentrale Kern eines modernen und zukünftigen Spektrum-Monitoring-Systems. Nur über eine entsprechende Signalidentifikation kann die große Messdatenmenge an einer Monitoring-Station entsprechend abstrahiert und effizient weiterverarbeitet werden. Das Konzept dieser Signalidentifikation bzw. Signalwiedererkennung wurde bereits in Kapitel 2 vorgestellt und mit der Kanalsegmentierung und Modulationsartenerkennung wurden in Kapitel 3 bzw. 4 zwei elementare Bestandteile des Signalerkennungsprozesses analysiert und weiterentwickelt. Dieses Kapitel stellt anhand einer exemplarischen Messreihe die stringente Umsetzung des vorgestellten neuen Konzepts eines automatischen Spektrum-Monitorings zur Analyse der aktuellen Spektrumsnutzung vor. Da eine flächendeckende Analyse eines Hoheitsgebiets wie z.B. Deutschland den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde, begrenzt sich die Auswertung auf drei exemplarische Standorte. Diese Einschränkung minimiert jedoch nicht die Aussagekraft der in dieser Arbeit vorgestellten Auswertung. Vielmehr bestärkt sie die Notwendigkeit einer konsequenten Umsetzung eines flächendeckenden Spektrum-Monitorings. Insbesondere in Hinblick auf eine dynamischere Frequenzvergabe, wie sie z.B. mit den TVWS-Datenbanken in den USA bereits umgesetzt [308] und in weiteren Frequenzbändern

diskutiert wird [71], ist ein aktuelles und verlässliches Wissen über die lokal vorliegende Spektrumsnutzung ein leistungssteigernder Faktor für ein effizienteres Spektrum-Management. Diese Erwartung lässt sich bereits durch die implementierten TVWS-Datenbanken in den Vereinigten Staaten [309, 310] bekräftigen. Hier zeigt sich, dass die TVWS-Berechnungen in Ballungsgebieten wie z.B. Los Angeles oder New York keine TVWS-Nutzung zulassen, siehe [311]. Gerade in diesen Ballungsgebieten ist jedoch ein vermehrter Bedarf nach Funkkommunikation und somit nach Frequenzen vorhanden [312], der aktuell über die TVWS-Datenbanken nicht bedient werden kann.

Ein Grund für den Mangel an TVWS in Ballungsgebieten der USA liegt sicherlich an der wenig opportunistischen Berechnungsweise [142, 308, 313]. Eine weitere Ursache ist die bereits in Kapitel 2.1.3.3 angesprochene Inkonsistenz der Frequenzliste und insbesondere das fehlende Wissen an realen Betriebsdaten der einzelnen Sender. Eine entsprechende Verbesserung kann durch ein entsprechendes Monitoring-System oder über ein entsprechendes Spectrum-Sensing der TVWS-Geräte erzielt werden [314, 315]. Dies verschafft den Regulierungsbehörden auch in Hinblick auf die 5G-Entwicklung entscheidende neue Möglichkeiten bei der Frequenzvergabe durch ein aktuelles Wissen über die reale Frequenzbelegung [71, 316, 317].

Abbildung 5.1a zeigt die TVWS-Berechnung für den Beispielfall eines Außenempfängers bei einem realistisch ermittelten Frequenzbedarfs für die terrestrische TV-Versorgung in Deutschland nach einer Berechnungsstudie von *Rother* in [141] bzw. [109]. Als Grenzwert für die minimal erforderliche Empfangsleistung wird nach den Vorgaben in [318] ein Wert von -72 dBm angewandt. Grundlage für die TVWS-Berechnung in Abb. 5.1a ist die Frequenzliste bzw. die Senderdatenbank aus Kapitel 2.1.3.3. Neben den Senderstandorten beinhaltet die Frequenzliste weitere Informationen wie z.B. die Sendeleistung und das Antennendiagramm für die jeweilige Station. Ein Beispiel eines solchen Eintrags ist im Anhang A.1 angefügt. Die Skala in Abb. 5.1a zeigt die Zahl der als TVWS verfügbaren TV-Kanäle. Diese Zahl sollte hier jedoch nicht überinterpretiert werden, da sie auch von der Empfindlichkeit des gewählten TV-Empfängers abhängt. Die in Abbildung 5.1 dargestellten Ergebnisse verdeutlichen jedoch, dass die Verfügbarkeit von TVWS in Deutschland starken lokalen Schwankungen unterliegen.

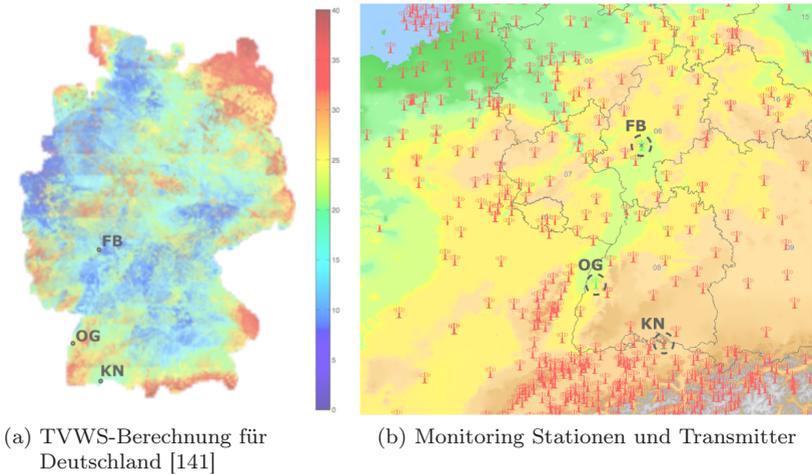


Abb. 5.1: Überblick zu den TVWS in Deutschland

Die TVWS-Berechnungen in [141] bzw. [109] sind zwar nicht der Ausgangspunkt für die Auswahl der exemplarischen Monitoring-Standorte, sie dient jedoch als weitere Referenz zur Beurteilung der Spektrumnutzung. Als Messstandorte wurden in dieser Arbeit drei exemplarische Positionen ausgewählt: Konstanz (KN), Offenburg (OG) und Friedberg (FB). Diese drei Standorte sind in Abb. 5.1a eingezeichnet. Bei Konstanz (KN) handelt es sich um einen Standort an der Grenze zur schweizerischen Eidgenossenschaft. Wie Abb. 5.1b verdeutlicht sind im schweizerischen Grenzgebiet eine besonders große Anzahl von Rundfunksendern in der BNetzA-Senderdatenbank enthalten. Die Rundfunksender sind in Abb. 5.1b mit einem roten Symbol gekennzeichnet und die Monitoring-Stationen mit einem grünen Symbol und einem zusätzlichen schwarzen, gestrichelten Kreis. Während die TVWS-Berechnung nach [141] in Abb. 5.1a eine fünfzigprozentige TVWS-Verfügbarkeit prognostiziert, also die Hälfte der Kanäle frei sind, lässt Abb. 5.1b aufgrund der Vielzahl an umliegenden Sendern eine wesentlich geringere TVWS-Verfügbarkeit vermuten. Gerade deshalb ist Konstanz eine besonders spannende Standortwahl für diese Messreihe. Als weiterer Monitoring-Standort wurde der Ort Offenburg (OG) gewählt. Dieser Standort

befindet sich im Grenzgebiet zur französischen Republik, die im elsässischen Raum ebenfalls einige Rundfunksender installiert hat. Sowohl Offenburg (OG) als auch Konstanz (KN) befinden sich im Grenzgebiet zu den jeweiligen europäischen Nachbarländern und behandeln somit die Koordinierungszonen-Thematik, die bereits in Kapitel 2.1.1 vorgestellt wurde. Als dritter Monitoring-Standort wurde Friedberg (FB) gewählt. Dieser Standort befindet sich über hundert Kilometer von einer Landesgrenze entfernt und ist von der Koordinierungszonen-Thematik nicht betroffen. Friedberg befindet sich nur wenige Kilometer nördlich von Frankfurt am Main und somit im Ballungsraum Frankfurt/Rhein-Main. Nach den TVWS-Berechnungen in [141] bzw. [109] ist für diesen Standort eine höhere Spektrumsnutzung zu erwarten als an den beiden grenznahen Standorten. Alle drei Standorte decken letztlich verschiedene Szenarien ab und sind somit exemplarische Fälle für ein flächendeckendes Monitoring-System. Eine Erweiterung der Messreihe stellt für die Auswertung in dieser Arbeit keinen wissenschaftlichen Mehrwert dar. Diese Arbeit hat nicht das Ziel eine konsistente Senderdatenbank für die Bundesrepublik Deutschland zu erstellen. Ziel dieser Arbeit und insbesondere dieses Kapitels ist es, anhand eines automatischen Spektrum-Monitorings Signale zu identifizieren, Fehler in der Spektrum-Management-Datenbank zu erkennen und letztlich die spektrale Nutzung am Messstandort zu beurteilen. Auch deshalb ist die Messdauer auf 24 Stunden begrenzt, was dem typischen Zeitfenster einer Monitoring-Studie entspricht [3, 11, 21, 84, 159, 319, 320].

5.1.2 Systematischer Aufbau einer Spektrum-Monitoring-Einheit

Die in dieser Arbeit verwendete Monitoring-Station besteht aus einer Messeinheit zur Aufzeichnung eines Frequenzspektrum-Scans, einer Messeinheit zur detaillierten Signalanalyse bis hin zur Demodulation und einer Peilvorrichtung. Nach Kapitel 2.2.2 ist mit der verwendeten Monitoring-Station eine umfassende Signalanalyse und somit eine eindeutige Signalidentifikation möglich. Abb. 5.2 zeigt die eingesetzte Monitoring-Station als Systemüberblick. Diese Station verfügt über drei Empfangspfade, zwei Spektralanalysatoren und einen Rechner zur Geräteansteuerung und Signalanalyse.

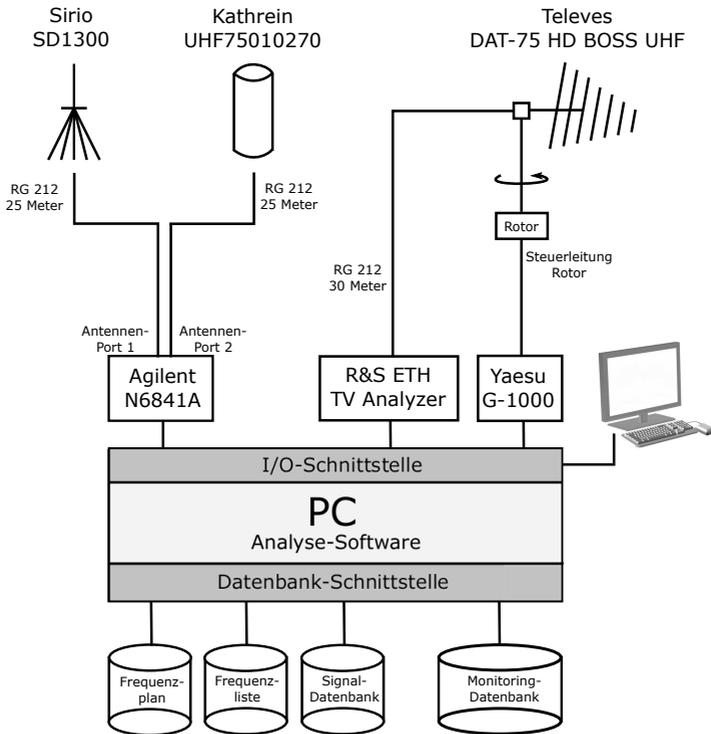


Abb. 5.2: Systemüberblick der eingesetzten Monitoring-Station

Zwei der drei Empfangspfade sind mit einer omnidirektionalen Antenne an die Antenneneingänge des ersten Spektralanalysators (Agilent N6841A) angeschlossen. Bei der Sirio SD1300 handelt es sich hierbei um eine vertikal polarisierte, omnidirektionale Antenne und bei der Kathrein UHF75010270 um eine horizontal polarisierte, omnidirektionale Antenne. Für beide Antennen liegt jeweils ein Antennenfaktor A_F vor, um von der am Spektralanalysator gemessenen Empfangsleistung P_{RX} auf die an der Antenne vorliegenden Feldstärke E_F umrechnen zu können. Das Antennendiagramm für den horizontal polarisierten Rundstrahler ist zur Vollständigkeit im Anhang E.1 in Abb. E.1 bzw. E.2 dargestellt. Neben den beiden omnidirektionalen Antennen ist die in

dieser Arbeit verwendete Monitoring-Station darüber hinaus mit einer rotierenden Richtantenne (Televes DAT-75 HD BOSS UHF) und einem weiteren Spektralanalysator (R&S ETH TV Analyzer) ausgestattet. Der ETH TV Analyzer wird in dieser Arbeit als reiner Spektralanalysator verwendet und zeichnet die Leistung innerhalb der detektierten Signalbandbreite BW über dem Einstellwinkel der Richtantenne auf. Die Rotorregelung erfolgt über eine Yaesu-Steuereinheit. Die Auswahl einer rotierenden Richtantenne als Peilverfahren erfolgte aus verschiedenen Gesichtspunkten, wie z.B. der einfachen Installation und den geringen Kosten. Mit dem Hintergrundwissen, dass die angestrebte Messreihe in einem Gleichwellennetz durchgeführt wird, hat eine rotierende Richtantenne gegenüber anderen Verfahren weitere Vorteile. So sind z.B. Mehrdeutigkeiten, die sich z.B. bei einem Interferometer-Peiler beim Betrieb in einem Gleichwellennetz ergeben können, nicht zu erwarten. Nachteilig beim Peilverfahren mit einer rotierenden Richtantenne ist die Abhängigkeit der Peilgenauigkeit vom Öffnungswinkel der Richtantenne und die Umlaufdauer des Rotors für einen Peilvorgang. Bzgl. der Peilgenauigkeit hat *Rembovsky* in [147] für dieses Peilverfahren eine Genauigkeit von 20 % des Antennenöffnungswinkels angegeben. Selbst bei einer Optimierung des Peilergebnisses durch einen entsprechenden Algorithmus, ist eine entsprechende Toleranz bei der späteren Auswertung des Peilwinkels β_B zu berücksichtigen. Sollten zwei Sender auf der gleichen Frequenz ausstrahlen und zur Monitoring-Station auf dem identischen Winkel liegen, so sind diese Emissionen mit einer rotierenden Richtantenne nicht zu separieren. Da bei dem vorliegenden Gleichwellennetz die Stationen möglichst gleichverteilt über den Versorgungsraum angeordnet sein sollten, kann dieser Fall für die hier vorliegende Studie ausgeschlossen werden. Auch die Umlaufzeit der Richtantenne hat bei ungepulsten Signalen, wie sie in Kapitel 2.1.3 gelistet sind, eine stark untergeordnete Rolle. Der zentrale Punkt der Monitoring-Station ist der Computer in Abb. 5.2. Über die Geräteschnittstellen zu den einzelnen Mess- und Steuergeräten ist erst ein automatisches Monitoring nach [20] mit entsprechender Aufzeichnung möglich. Die implementierte Software ermöglicht letztlich über die angebundenen Datenbanken eine intelligente Signalanalyse und eine effiziente Abspeicherung der Messungen in einer Monitoring-Datenbank. Im folgenden Kapitel wird die implementierte Software kurz zusammengefasst.

5.1.3 Software-Architektur für ein automatisches Spektrum-Monitoring

Im Rahmen dieser Arbeit wurde neben der Kanalsegmentierung in Kapitel 3 und der automatischen Modulationsartenerkennung in Kapitel 4 eine Software für ein neues automatisches Spektrum-Monitoring erarbeitet. Diese Software verfügt zum einen über eine Ansteuerung der verschiedenen Spektralanalysatoren sowie über verschiedene Schnittstellen zu den einzelnen Datenbanken, die *a priori* Informationen der voraussichtlich am Messstandort vorliegenden Signale beinhalten. Kern der Software ist die intelligente Signalanalyse, die anhand des gemessenen Leistungsdichtespektrums und den *a priori* Informationen eine Signalidentifikation durchführt und darüber hinaus weitere Parameter zur Beurteilung der spektralen Effizienz berechnet. Hier sind z.B. die Frequenzkanalbelegung U_{FCO} oder die Frequenzbandbelegung U_{FBO} aus Kapitel 2.1.2 zu nennen. Abb. 5.3 zeigt die Software-Architektur als UML-Paketdiagramm [321, 322]. Auf ein Sequenzdiagramm und auf ein ausführliches Klassendiagramm der objektorientierten Software wird an dieser Stelle aus Gründen der Übersichtlichkeit verzichtet.

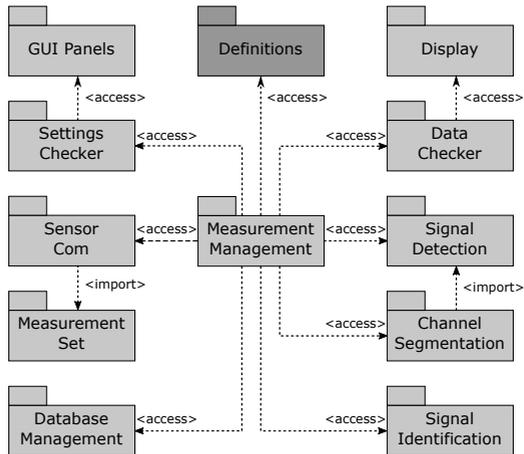


Abb. 5.3: UML-Paketdiagramm zur entwickelten automatischen Monitoring-Software

Als Entwicklungsplattform dient Visual Studio 2012 und als Programmiersprache wurde C# gewählt. Grundsätzlich ist jede andere Entwicklungsplattform und Programmiersprache denkbar, jedoch ist die Geräteansteuerung unter C# von den einzelnen Geräteherstellern und die Ansteuerung der Software-Module zur Wellenausbreitungsberechnung besonders begünstigt. Auch die Anbindung verschiedener Datenbanken im Structured Query Language (SQL)-Format ist unter C# vorteilhaft. Die Software verfügt über eine grafische Oberfläche (*engl. Graphical User Interface(GUI)*), die zum einen eine Bedienoberfläche für den Benutzer (Paket *GUI Panels*, Abb. 5.3 links oben) als auch eine grafische Ausgabe der Monitoring-Ergebnisse (*Display*, Abb. 5.3 rechts oben) bereitstellt. Die *GUI-Schicht* ist getrennt zur Fachkonzeptschicht, welche der Kern der Software ist und sowohl die intelligente Signalidentifikation als auch weitere analytischen Berechnungen beinhaltet. Konkret ist hier das Paket *Measurement-Management* in Abb. 5.3 aufzuführen. Es beinhaltet die zentralen Klassen der Software und steuert sowohl die Generierung der Messdaten als auch die einzelnen Prozesse im Bereich der Signalanalyse. Auch die grafische Software-Oberfläche ist über entsprechend definierte *Checker*-Pakete zur Plausibilitätsprüfung der Ein- und Ausgangsdaten mit dem *Measurement-Management*-Paket verbunden. Die Kommunikation zu den Spektralanalysatoren ist über das Paket *Sensor-Com* realisiert. Hier ist ein entsprechendes Interface implementiert über das die verschiedenen Spektralanalysatoren bedient werden können. Die generierten Messdaten werden in entsprechende Datenklassen des *Measurement-Set*-Pakets abgespeichert und dem *Measurement-Management*-Paket zur Weiterverarbeitung übergeben. Konkret werden hier die Messdaten zum einen abgespeichert und zum anderen dem automatischen Signalidentifikationsprozess übergeben. Das simple Abspeichern der Messdaten ist notwendig, um Signale, die nicht automatisch erkannt werden, in einem manuellen Prozess charakterisieren zu können.

Wie bereits in Kapitel 2.2 erläutert wurde, ist es nicht die Aufgabe eines automatischen Spektrum-Monitoring-Systems jedes beliebige Signal automatisch zu identifizieren. Die Hauptaufgabe besteht in erster Linie darin den Großteil der bekannten Signale eindeutig zu identifizieren und die wenigen Funkemissionen, die nicht bekannten *a priori* Signalmustern entsprechen, für die manuelle Analyse durch einen entsprechenden Experten zu markieren. Der Prozess der automatischen Signali-

dentifikation beginnt in der erstellten Software mit der Signaldetektion (*Signal-Detection*, Abb. 5.3 rechts) und der aus Kapitel 3.2 eingeführten neuartigen Kanalsegmentierung nach dem *DT*-Verfahren (*Channel-Segmentation*, Abb. 5.3 rechts). Die Kanalsegmentierung ist somit der Einstiegspunkt für die folgende Signalidentifikation und hat einen besonders hohen Stellenwert. Nach der Kanalsegmentierung werden zum einen die ITU-Parameter FCO, FBO und SRO nach den Gleichungen (2.5), (2.6) und (2.7) berechnet und zum anderen der Signalidentifizierungsprozess (*Signal-Identification*, Abb. 5.3 rechts unten) gestartet. Dieser Prozess beinhaltet die Peilung der Funkemissionen, die Auswertung der Spektralmaske, indem das Leistungsdichtespektrum mit der Sollmaske korreliert wird und der Vergleich der gemessenen und Soll-Feldstärke. Die Signalbandbreite BW und die Mittenfrequenz f_c sind bereits aus der Kanalsegmentierung bekannt und werden lediglich bei erfolgreicher Korrelation mit der Sollmaske ggf. leicht korrigiert. Das Ergebnis der gesamten Signalanalyse wird zum einen kompakt in einer Monitoring-Datenbank abgespeichert und zum anderen zur visuellen Darstellung an einem Monitor grafisch aufbereitet. Die in dieser Arbeit beschriebene Software umfasst somit alle ITU-Anforderungen wie sie in [3] aufgeführt sind.

In Abb. 5.4 ist der oben beschriebene Prozess der implementierten Signalanalyse in einem Swimlane-Diagramm grafisch aufgearbeitet. Insbesondere sei darauf hingewiesen, dass der Signalanalyseprozess sowohl die aus der Kanalsegmentierung extrahierten Signale behandelt als auch gepulste Signale mit sehr geringer Signalbandbreite BW berücksichtigt. Letztere können durch die morphologischen Operationen im Kanalsegmentierungsalgorithmus teilweise nicht detektiert werden und können nur über ihr statistisches Auftreten innerhalb einer längere Messperiode erfasst werden, siehe Kapitel 3.1.2. Eine Signalprüfung innerhalb des *Signal-Identification*-Pakets prüft, ob die aktuell erfassten Signale bereits in der Monitoring-Datenbank gespeichert sind. Diese Prüfung erfolgt anhand der Signalbandbreite BW , der Mittenfrequenz f_c und des Signal-zu-Rausch-Abstands S/N . Korrelieren diese Signalparameter nicht mit einem bisherigen Eintrag in der Monitoring-Datenbank, so wird dieses Signal in einem weiteren Prozess entsprechend charakterisiert. Diese Analyse beinhaltet eine Peilung, eine Charakterisierung der Spektralmaske und eine gezielte Abfrage der verschiedenen Spektrum-

Management-Datenbanken, um letztlich die Signalidentifikation abzuschließen. Sollte das Signal bereits in der Monitoring-Datenbank vorhanden und die Korrelation bei der Signalprüfung zudem erfolgreich sein, so werden lediglich die Signalparameter in der Monitoring-Datenbank aktualisiert.

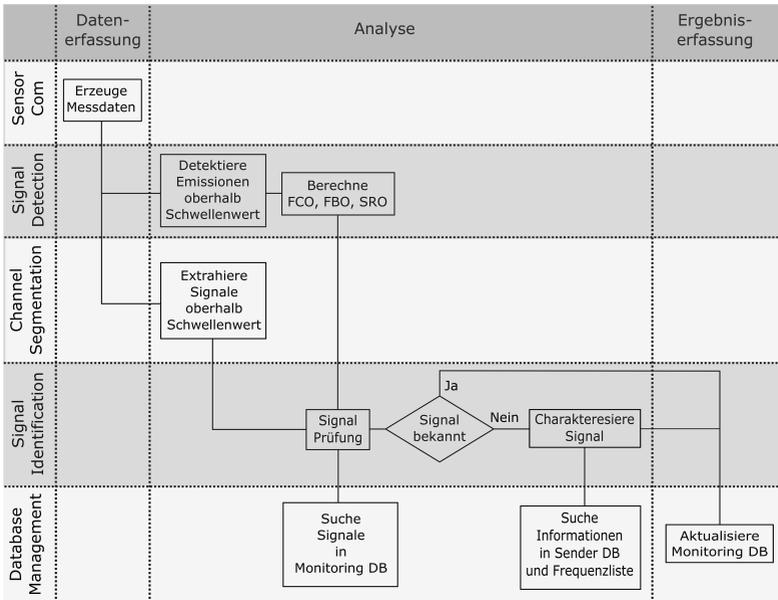


Abb. 5.4: Swimlane-Diagramm zur komprimierten Darstellung der implementierten Signalanalyse

5.1.4 Automatisiertes Peilverfahren für ein Software basiertes Spektrum-Monitoring

Zur Peilung der unterschiedlichen Signalemissionen wird in dieser Arbeit eine rotierende Richtantenne eingesetzt. Die Gründe hierfür sind bereits in Kapitel 5.1.2 ausführlich erläutert. Der schnelle Aufbau und die einfache Inbetriebnahme der Peilapparatur ist für den temporären Betrieb an den verschiedenen Standorten ein besonderer Vorteil. Zur

Bestimmung des Peilwinkels β_B kann eine allgemeine Gleichung aufgestellt werden, die aus dem Messvektor y_A , der Richtungsmatrix A_R und einem Fehlervektor v_A besteht:

$$y_A = A_R v_A. \quad (5.1)$$

Der Messvektor y_A enthält für die rotierende Richtantenne jeweils den gemessenen Signalpegel $\hat{y}_A(\beta)$ für den jeweiligen Messwinkel β . Hierbei zeigt die Hauptkeule der Peilerapertur immer in Richtung des Messwinkels β . Die sogenannte Richtungsmatrix enthält jeweils den Vektor des Richtantennendiagramms für den jeweiligen Messwinkel β . Der Fehlervektor v_A enthält letztlich die jeweilige Fehlersumme des Messvektors y_A zur abgebildeten Richtung in A_R . Zur Vollständigkeit sei hier angeführt, dass es sich bei y_A und A_R um *gefittete* Werte handelt [323]. Der Ansatz nach (5.1) führt unter der Annahme, dass auf der Messfrequenz f_c nur ein Sender TX aus einer unbekanntenen Richtung aktiv ist (Abb. 5.5b), zu einem optimalen Ergebnis. In dieser Arbeit liegt jedoch ein Gleichwellennetz vor, bei dem die Anzahl und die Empfangsleistung P_{RX} der einzelnen Sender TX an der Peilvorrichtung unbekannt sind. Somit ist sowohl die Anzahl der Sender TX auf einer Frequenz, die Richtung β_B und die Empfangsleistung P_{RX} unbekannt (Abb. 5.5a).

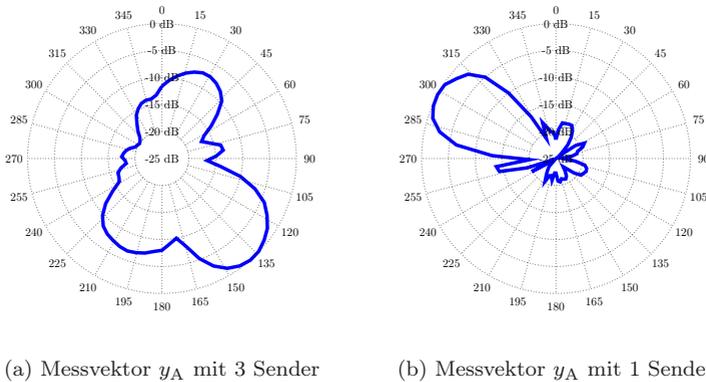


Abb. 5.5: Beispiele für Messvektoren y_A mit der vorliegenden Peilerapertur

Selbst unter der Annahme, dass die Anzahl der Sender auf maximal 3 begrenzt ist und das Messwinkelrastrer 5° beträgt, ergibt sich eine Matrizengröße von $(360/5)^3 \times (360/5) = 373248 \times 72$ und führt somit zu einem zu großen Rechenaufwand für ein Echtzeitsystem. Darüber hinaus ist das *Fitting* bzw. die Normierung des Messvektors bei unbekanntem Empfangsleistungen P_{RX} der Gleichwellensender nur mit großem Aufwand iterativ zu lösen. In dieser Arbeit wird - mit dem *a priori* Wissen in einem Gleichwellennetz zu peilen - ein mehrstufiges Verfahren angewandt, welches sowohl eine Energiedetektion als auch eine Merkmalanalyse der Antennencharakteristik beinhaltet. Abb. 5.5 zeigt den normierten Messvektor y_A zweier Beispielmessungen im Gleichwellennetz. Abb. 5.5a zeigt hierbei eine Messfrequenz f_c , auf der am Messstandort drei Gleichwellensender empfangbar sind und Abb. 5.5b eine Messfrequenz f_c , auf der nur ein Sender zu empfangen ist.

Im ersten Schritt des in dieser Arbeit eingeführten Peilalgorithmus wird eine Energiedetektion durchgeführt. Als Schwellenwert wird hierfür der Mittelwert aus maximalem und minimalem Signalpegel des Messvektors y_A verwendet. Dieser Schwellenwert ist beispielhaft in Abb. 5.6 mit der grünen gepunkteten Linie dargestellt. Im zweiten Schritt des angewandten Peilalgorithmus werden die vorliegenden Maxima des Messvektors y_A oberhalb des Schwellenwertes bestimmt, um im finalen dritten Schritt einen Ordinary Least Squares (OLS)-Schätzer einzusetzen. Diesem OLS-Schätzer wird ein entsprechender Bereich des Messvektors um die gefitteten Maxima und die gefittete Hauptkeulencharakteristik der Richtantenne, rote gepunktete Linie in Abb. 5.6, bei der vorliegenden Messfrequenz f_c zugeführt. Abhängig von der hier ermittelten Abweichung wird das jeweilige Maximum als Funkemission klassifiziert oder bei zu geringer Ähnlichkeit verworfen. In Abb. 5.6 ist zum besseren Verständnis des in dieser Arbeit eingesetzten Peilalgorithmus die gefittete Hauptkeule der Richtantenne zu den jeweiligen Maxima des Messvektors y_A eingezeichnet. Als Toleranzbereich für den mit diesem Verfahren bestimmten Peilwinkel β_B wird das Messwinkelrastrer von 5° herangezogen. Der Toleranzbereich für β_B ist somit $\pm 5^\circ$. Die Auswertung des Peilwinkels ist zur Senderidentifikation besonders hilfreich und wird in aus diesem Grund in dem Parametervektor zur Signalidentifikation in (2.17) mit einem Gewichtungsfaktor von $g_B = 2$ berücksichtigt.

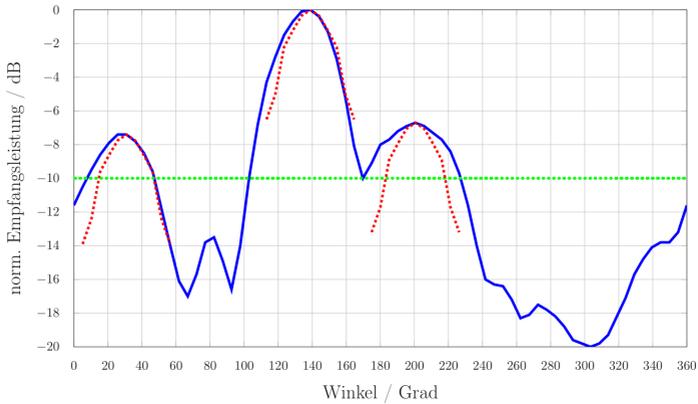


Abb. 5.6: Beispiel zur Peilung

5.1.5 Automatische Signalidentifikation anhand von Spektrumsmasken

Die zuverlässige Identifikation von Signalen anhand ihrer spektralen Merkmale ist ein aufstrebender Forschungszweig und wird oft auch als Breitbandanalyse bezeichnet [324,325]. In dieser Arbeit wird eine Korrelation der *a priori* bekannten Spektrumsmaske X_{SM} mit dem Leistungsdichtespektrum $X_{STFT}[f]$ zur Merkmalsanalyse herangezogen. Dieses Verfahren wurde bereits in [248] vorgestellt und eignet sich besonders bei Signalen mit einer rechteckförmigen Spektralmaske. Da eine zunehmende Anzahl der Funkstandards auf dem OFDM-Verfahren aufbauen, ist dieses Verfahren nicht nur für die in dieser Arbeit untersuchten UHF-Frequenzbänder IV und V interessant. Es kann unter Berücksichtigung der standardspezifischen Spektralmaske z.B. auch für die Signalidentifikation von LTE-, TETRA- oder Worldwide Interoperability for Microwave Access (WiMAX) angewandt werden. Auch Code Division Multiple Access (CDMA)-basierte Funkstandards wie z.B. UMTS können mit diesem Verfahren eindeutig identifiziert werden. Kern des Verfahrens ist die Korrelation des nach Abb. 3.6 gefilterten Leistungsdichtespektrums $X_{STFT}[f]$ mit einer *a priori* bekannten Spektralmas-

ke X_{SM} . Der normierte Korrelationskoeffizient $C_n(f)$ kann somit wie folgt bestimmt werden [326]:

$$C_n(f) = \frac{1}{B} \frac{\sum_{b=1}^B X_{SM}(b) X_{STFT}(b+f)}{\sqrt{\sum_{b=1}^B X_{SM}(b)^2 \sum_{b=1}^B X_{STFT}(b+f)^2}}. \quad (5.2)$$

Die Variablen b und f geben in (5.2) jeweils den entsprechenden Frequenzindex an. Der normierte Korrelationskoeffizient $C_n(f)$ gibt somit ein Ähnlichkeitsmaß der Signale im gemessenen Leistungsdichtespektrum zu den getesteten Spektrumsmasken X_{SM} an. Abb. 5.7 zeigt den Ausschnitt eines Leistungsdichtespektrums im UHF-Band sowie den hierzu ermittelten Korrelationskoeffizienten $C_n(f)$ mit der Spektrumsmaske für DVB-T bei einem Kanalraster von 8 MHz. Diese Spektrumsmaske ist in Abb. 2.4 in Kapitel 2.1.3.1 bereits dargestellt. Zur weiteren Verbesserung des Identifikationsergebnisses wird nach [248] über eine Quadratur von $C_n(f)$ das Bestimmtheitsmaß ermittelt und die Mittenfrequenz anhand einer Maximumsuche in $C_n(f)$ extrahiert. Das hieraus entstandene Korrelationsergebnis R_{CSM} gibt die Ähnlichkeit mit der korrelierten Spektrumsmaske für eine bestimmte Frequenz an und fließt in den Parametervektor zur Signalidentifikation in (2.17) ein.

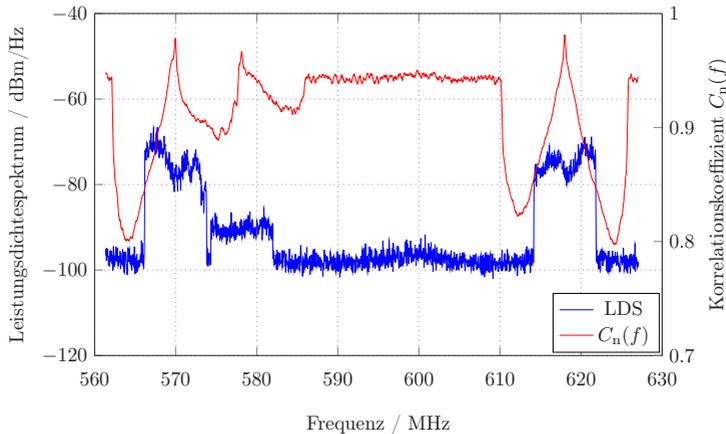


Abbildung 5.7: Beispiel Korrelation

5.2 Messkampagne zur Evaluation der effizienten Frequenzbelegung

5.2.1 Kriterien zur Vollständigkeit einer Spektrum-Monitoring-Messkampagne

In Kapitel 1 ist bereits eine Übersicht über verschiedene Messkampagnen gegeben, die zum größten Teil bei verschiedenen Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)-Konferenzen präsentiert wurden [11, 22, 23, 155, 156, 159, 319, 327]. Ziel dieser Messreihen ist es einen aktuellen Überblick über die lokal vorliegende Frequenznutzung zu gewinnen und auf die Problematik der Frequenznot hinzuweisen. Hierbei wird jeweils eine Messstation mit einer omnidirektionalen horizontal oder vertikal polarisierten Antenne und entsprechendem Messequipment eingesetzt. Die durchgeführte Feldmessung ist in diesen Studien jeweils auf einen einzelnen Messstandort limitiert. Da der jeweilige Messaufbau und die angewandte Signaldetektion zwischen den einzelnen Messreihen variiert, ist ein Vergleich der verschiedenen Messkampagnen fachlich nicht zulässig. Unabhängig von der Vergleichbarkeit der Messreihen gibt jede Messreihe für sich einen wichtigen Indikator für die aktuelle Frequenzbandbelegung U_{FBO} am jeweiligen Standort. Hierzu wird meist die aus Kapitel 2.1.2 bekannte Frequenzbandbelegung U_{FBO} angegeben. Tabelle 5.1 gibt einen Überblick über diesen Parameter für verschiedene Standorte und eine Messzeit von 24 Stunden. Die in Tabelle 5.1 aufgelisteten Werte für die Frequenzbandbelegung U_{FBO} wurden aus den angegebenen Quellen entnommen. Ein weiteres spannendes Projekt stellt das sogenannte *Microsoft Spectrum Observatory* [328] dar, hier werden an verschiedenen Standorten Messungen in unterschiedlichen Frequenzbereichen durchgeführt, siehe [329]. Der Messaufbau an den jeweiligen Standorten ist unterschiedlich und variiert angefangen von der Empfangsantenne bis hin zum Spektralanalysator. Die Electronic Communications Committee (ECC) bemängelt in [330] darüber hinaus, dass der Messaufbau und insbesondere die Positionierung der Empfangsantennen, sowie die Sensing-Rate und die Auflösungsbandbreite den Funkdiensten im jeweilig gemessenen Frequenzband angepasst werden muss. Zudem gäbe diese Studie lediglich einen informellen Anhaltspunkt über die Frequenzkanalbelegung U_{FCO} am jeweiligen Standort, sie könne

keinesfalls als Indikator für eine verlässliche Frequenzvergabe im Sinne von *White Space*-Applikationen herangezogen werden. Dies sei aufgrund der stark begrenzten Messstandorte nicht ausreichend [330]. Darüber hinaus sei an dieser Stelle noch einmal darauf hingewiesen, dass all diese oben aufgeführten Studien keine Aussage über die spektrale Effizienz oder über die Konsistenz des vorliegenden Frequenzplans geben. Eine Kollaboration von Spektrum-Management und Spektrum-Monitoring ist in den bisherigen Studien zur Frequenzkanalbelegung somit nicht ansatzweise gegeben.

Standort	UHF IV + V
Hull (UK) [22]	13,5 %
Hatfield (RSA) [319]	20,5 %
Singapur [11]	26,8 %
Kampala (RU) [159]	48 %
Chengdu (PRC) [320]	22 %
Chicago (USA) [156]	60 %
Kunming (PRC) [327]	26%

Tab. 5.1: Frequenzbandbelegung U_{FBO} in Prozent an verschiedenen Messstandorten

Das Potential für eine effizientere Spektrumsnutzung soll in dieser Arbeit durch den Vergleich von Spektrum-Management-Daten und Spektrum-Monitoring-Messungen erstmalig am Beispiel der UHF-Bänder IV und V gezeigt werden. Die Auswahl der Standorte und insbesondere die Positionierung der Empfangsantenne erfolgte nach den in [3] spezifizierten Kriterien (*Site Survey*) für eine Monitoring-Station und ist somit ITU-konform. Darüber hinaus wurde die Messkampagne an den Standorten sowohl mit einer vertikal- als auch mit einer horizontal-polarisierten omnidirektionalen Antenne durchgeführt, da in der gegebenen Frequenzliste beide Polarisierungen bei verschiedenen Sendern aufgeführt sind. Ebenso wurde die Auflösungsbandbreite des Spektralanalysators dem vorliegenden Frequenzplan und den darin

gelisteten Funkdiensten angepasst. Die Auflösungsbandbreite für die durchgeführten Messreihen beträgt ca. 1,2 kHz. Dies entspricht somit den Anforderungen gemäß *ITU-R SM.443-4* [232], da nach Kapitel 2.1.3.2 für die kleinste Signalbandbreite in dem hier ausgewerteten Frequenzband 20 kHz angenommen werden kann. Ausgehend hiervon wäre nach *ITU-R SM.443-4* eine Messbandbreite mit 40 kHz anzusetzen, welche der doppelten Signalbandbreite entspricht. Die erforderliche Auflösungsbandbreite RBW beträgt letztlich 3 % der Messbandbreite, was im vorliegenden Fall 1,2 kHz sind. Da im vorliegenden Frequenzband gemäß den Diskussionen in 2.1.3.1 keine gepulsten Signal auftreten, muss die Sensing-Rate R_{SB} nicht angepasst werden. Zusammengefasst sind somit alle Kriterien für eine ITU-konforme Messreihe gegeben.

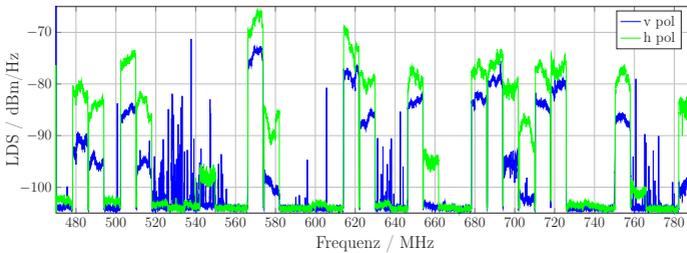
Um weitere Kriterien der ITU nach *ITU-R SM.2256* [84] zu erfüllen wird in der präsentierten Messreihe neben der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} auch die Frequenzbandbelegung U_{FBO} und die Belegung des Frequenzspektrums U_{SRO} nach Gl. (2.5), (2.5) bzw. (2.7) berechnet. Ferner wird wie bereits in Kapitel 2.3 beschrieben mittels einer multiplen Parameterschätzung eine Signal- bzw. Senderidentifikation durchgeführt. Diese multiple Parameterschätzung basiert auf den in dieser Arbeit präsentierten Messwerterfassung in Kapitel 3.2.2.5, 5.1.2, 5.1.3, 5.1.4 und 5.1.5. Anhand dieser Identifikation ist es möglich die Konformität der Frequenzliste zu überprüfen und fehlerhafte Datenbankeinträge entsprechend zu markieren. Eine Korrektur der entsprechenden Datenbankeinträge in der Frequenzliste ist nur bedingt möglich, da hierfür eine flächendeckende Messkampagne erforderlich ist, wie z.B. in [330] gefordert. Eine Markierung von potentiell fehlerhaften Datenbankeinträgen ist jedoch anhand der ausgewerteten Messreihen möglich und wird in den folgenden Kapiteln entsprechend präsentiert.

5.2.2 Verteilte Messreihe zur Evaluation der aktuellen Frequenzbelegung

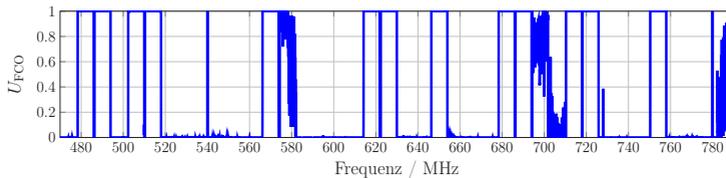
5.2.2.1 Messreihe Südwestdeutschland

Als Messstandort in Südwestdeutschland wurde in dieser Arbeit der Ort Offenburg (OG) ausgewählt. Offenburg (OG) liegt etwa 12 km von der Grenze zu Frankreich entfernt und ist somit von der in Kapitel 2.1.1 beschriebenen Koordinierungszonen-Thematik zur internationalen Fre-

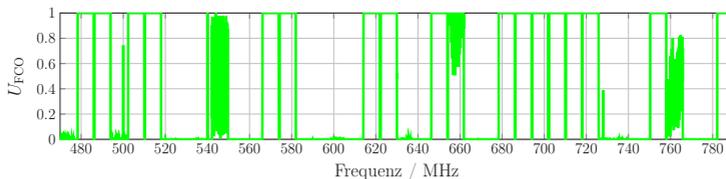
quenzregulierung betroffen. Der Standort ist in Abb. 5.1 eingezeichnet. Die Messkampagne wurde zwischen dem 16.03.2015 und 18.03.2015 nach den im vorigen Kapitel festgelegten Kriterien durchgeführt. Abb. 5.8a zeigt zur Veranschaulichung die Maximalwerte (Max-Hold-Werte) des Leistungsdichtespektrums über den Messzeitraum von 24 Stunden. Die grüne Kurve zeigt die Messung mit horizontal polarisierter Antenne und die blaue Kurve die Messung mit vertikal polarisierter Antenne. Abb. 5.8b bzw. 5.8c zeigen die Frequenzkanalbelegung U_{FCO} über den Messzeitraum für die vertikal polarisierte bzw. horizontal polarisierte Antenne.



(a) Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums (LDS)



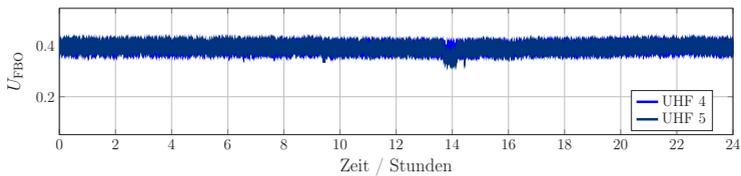
(b) Vertikal polarisierte Empfangsantenne



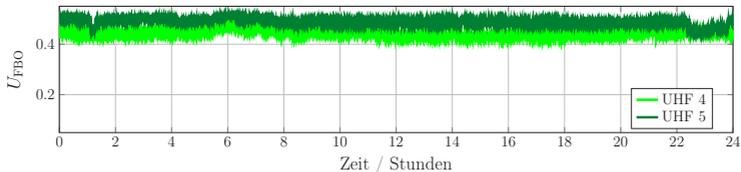
(c) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

Abb. 5.8: Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums und Frequenzkanalbelegung U_{FCO} der Messreihe in Offenburg (OG)

Abb. 5.8a zeigt bereits eindeutig die Notwendigkeit von Messungen mit beiden Polarisierungen bei einer Monitoring-Kampagne durchzuführen. Unterstrichen wird diese Aussage durch die jeweilige Berechnung der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} in Abb. 5.8b bzw. 5.8c. Bei der Bestimmung des Schwellenwerts L_{T} für die Signaldetektion in Abb. 5.8b bzw. 5.8c ist eine Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{\text{fa}} = 10E-5$ angesetzt. Der Schwellenwert L_{T} wird dabei nach der in Kapitel 3.2.2.5 beschriebenen neuartigen Methode berechnet. Aus der Messreihe mit der vertikal polarisierten Antenne, dargestellt mit der blauen Kurve in Abb. 5.8a, und der Auswertung der Frequenzkanalbelegung in Abb. 5.8b lässt sich bereits feststellen, dass innerhalb des Messzeitraums entweder schmalbandige Emittter kurzzeitig im Frequenzbereich zwischen 520 MHz und 560 MHz bzw. 630 MHz und 645 MHz aktiv waren oder es zu Störungen des Empfängers, z.B. durch Übersteuern, kam. Diese schmalbandigen Emissionen sind mit Ausnahme der singulären Frequenz 540 MHz bei der Messreihe mit der horizontal polarisierten Antenne nicht aufgetreten. Abb. 5.9 zeigt die Frequenzbandbelegung U_{FBO} für die jeweilige Messreihe und die UHF-Bänder IV und V. Die ermittelte Frequenzbandbelegung U_{FBO} ist nahezu konstant für die jeweiligen Frequenzbänder und liegt bei maximal 50 % bei dem gewählten Schwellenwert L_{T} für diese Auswertung.



(a) Vertikal polarisierte Empfangsantenne



(b) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

Abb. 5.9: Frequenzbandbelegung U_{FBO} der Messreihe in Offenburg (OG)

Aus den Abbildungen 5.8 und 5.9 kann somit bereits festgehalten werden, dass in den Frequenzbändern UHF IV und V verschiedene Übertragungskanäle konstant belegt sind. Diese Aussage wird in Abb. 5.10 mit einer farbkodierten Auswertung der Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} nach (2.7) unterstrichen. Hier wird die prozentuale Belegung des Kanalrasters nach dem vorliegenden Frequenzplan für den primären Funkdienst (terrestrischer Rundfunk) dargestellt. Abb. 5.10 zeigt hierbei die zu erwartende Belegung unter Berücksichtigung der Antennenhöhe und des in der Messreihe angewandten Schwellenwertes. Die Berechnung der zu erwartenden Feldstärke an der Empfangsantenne basiert auf dem Wellenausbreitungsmodell ITU 1546 [166, 331]. Dieses empirische Wellenausbreitungsmodell wird für Feldstärkeberechnungen in diesem Frequenzbereich von der ITU empfohlen und erzielt ähnliche Ergebnisse wie das Okumura-Hata-Modell. Für die prozentuale Angabe der Planungs-SRO wird der oben angegebene Schwellenwert mit einer Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{\text{fa}} = 10E - 5$ angesetzt. Als Standardabweichung für die Feldstärkeberechnung ist nach [332] ein Wert von 5,5 dB angenommen. Das Ergebnis dieser Berechnung ist farbcodiert in Abb. 5.10 unter der Zeile *SRO Planung* dargestellt. Unter der Zeile *SRO Messung* ist die gemessene Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} für diesen Standort angegeben, berechnet nach Gleichung (2.7). Die direkte Gegenüberstellung der Spektrumsplanung und der gemessenen SRO an diesem Standort zeigt deutlich, dass die prognostizierte Kanalbelegung aus dem Frequenzplan deutlich von der gemessenen Kanalbelegung abweicht. Die Gesamtzahl der belegten Kanäle ist mit 25 bei der Planung und 26 bei der Messung nahezu identisch, jedoch unterscheidet sich die Belegungsprognose der einzelnen Kanäle von der Messung beträchtlich. Insgesamt kommt es bei 11 Kanälen zu einer Diskrepanz von Planung und Messung: 5 bzw. 6 dieser 11 Kanäle sind laut der Berechnung des zugrundeliegenden Frequenzplans belegt bzw. frei aber laut Messung frei bzw. belegt. Diese Auswertung unterstreicht somit bereits die Notwendigkeit die Frequenzpläne auf ihre Konsistenz zu prüfen und entsprechende Ergebnisse aus Monitoring-Messreihen zu berücksichtigen. Bestärkt wird diese Aussage von der angegebenen prozentualen Kanalbelegung die nur bei 11 Kanälen übereinstimmt. Dies zeigt, dass die angegebenen Sendeleistungen und/oder die angegebenen Antennendiagramme für die einzelnen Senderstandorte im Frequenzplan nicht mit den real vorliegenden Messwerten übereinstimmen. Konkret

liegt für diesen Standort und der angegebenen Messzeit eine Diskrepanz der SRO von über 50% vor.

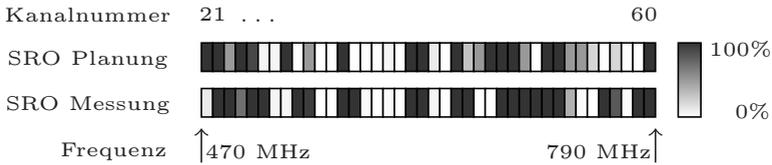


Abb. 5.10: Spectrum Resource Occupancy (SRO) in Offenburg (OG)

Eine Auswertung der Messkampagne nach Kapitel 2.3 zeigt eine detaillierte Überprüfung der einzelnen Sender im vorliegenden Frequenzplan. Als Signalparameter für die Überprüfung dieser Sender dient:

- die Mittenfrequenz f_c ,
- die Signalbandbreite BW und die Einhaltung des Kanalarasters,
- die el. Feldstärke E_F ,
- die Spektrumsmaske des verwendeten Funkstandards und
- die Empfangsrichtung der Funkemission über das angeschlossene Peilsystem.

Der in Gl. (2.12) angegebene Fehlervektor gibt die Abweichung der gemessenen zu den erwarteten Signalparametern an. Die in Gl. (2.17) vorgeschlagene Kostenfunktion gibt letztlich einen skalaren Wert im Wertebereich von 0 bis 1 für die Übereinstimmung der gemessenen Parameter zu den Plandaten an, wobei der Wert Eins für eine exakte Übereinstimmung steht. Die Auswertung der Messreihe ist in Abb. 5.11 kompakt dargestellt. Mit einem blauen Symbol ist der Standort der Monitoring-Station in der Grafik gekennzeichnet. Die Sender aus der vorliegenden Frequenzliste sind je nach ermitteltem Parametervektor in unterschiedlichen Farben dargestellt. Da ein Sender auf mehreren unterschiedlichen Frequenzen aktiv ist, wird in der kompakten Darstellung in Abb. 5.11 der arithmetische Mittelwert des ermittelten Parametervektors W für die einzelnen Signalemissionen des jeweiligen Senders gezeigt. Hierbei sei angemerkt, dass die ermittelten Parametervektoren W für die einzelnen Signalemissionen an einem Senderstandort ähnliche Werte

annehmen und somit die Bildung des arithmetischen Mittelwertes ein angemessenes Mittel zur komprimierten Messdatenauswertung ist. Z.B. sendet der von Offenburg 20 km entfernte Sender Brandenkopf auf drei Frequenzen: 570 MHz, 618 MHz und 722 MHz. Der Wert des jeweiligen Parametervektors W für diese drei Frequenzen wurde aufgrund der Messdaten mit 0.89, 0.85 und 0.82 bestimmt. Der Mittelwert des Parametervektors W für diesen Sender kann somit mit 0.85 angegeben werden. Auch bei den anderen Sendern war der Parametervektors W einer Sendefrequenz ähnlich zu dem Parametervektors W der anderen Sendefrequenzen an diesem Senderstandort. Liegt der in Abb. 5.11 dargestellte Parametervektor zur Signalidentifikation W in einem Wertebereich zwischen 1 und 0,9 so wird dieser Sender mit einem grünen Symbol gekennzeichnet. Der Wertebereich zwischen 0,9 und 0,7 ist mit einem orangenen Symbol markiert, der Wertebereich zwischen 0,7 und 0,5 wird mit einem violetten Symbol dargestellt. Nimmt der Parametervektor einen Wert kleiner als 0,5 an, so wird dies mit einem roten Sendersymbol dargestellt. Abb. 5.11 zeigt eindeutig, dass bei keinem Sender in dieser Messreihe der Parametervektor W einen Wert größer gleich 0.9 erreicht. Es kommt somit zu signifikanten Abweichungen von den gemessenen Signalparametern zu den *a priori* vorliegenden Signalparametern in der Frequenzliste.

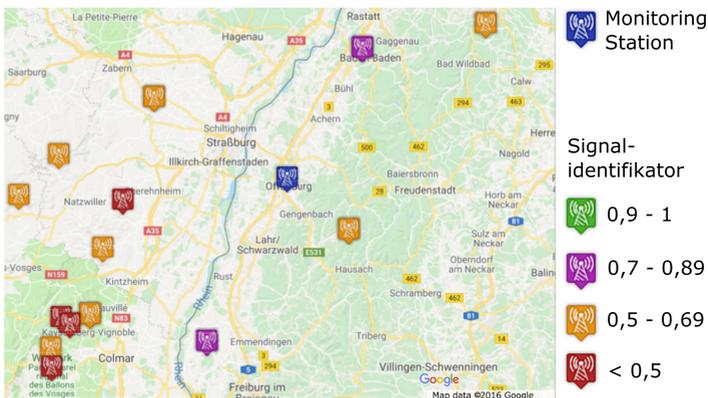
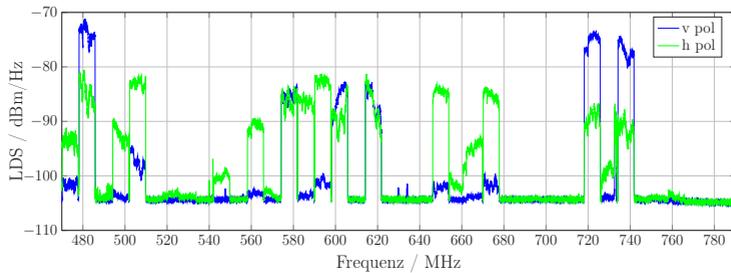


Abb. 5.11: Auswertung der Monitoring-Daten und Frequenzliste in Offenburg (OG) (Quelle Kartenmaterial: GoogleMaps 2016)

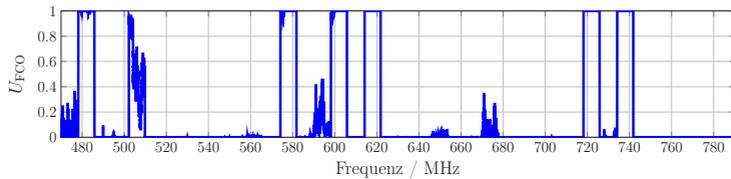
Größtenteils liegt der ermittelte Wert des Parametervektors für die vorliegenden Sender in einem Wertebereich zwischen 0,7 und 0,9. Zum einen kann dieser Wert bei vielen Standorten mit einer Abweichung der berechneten zu der gemessenen Feldstärke E_F begründet werden. Insbesondere bei Sendern in der unmittelbaren Nähe ist der berechnete Wert der elektrischen Feldstärke E_F höher als der gemessene Wert. Dies liegt nicht an einem fehlerhaften Wellenausbreitungsmodell, sondern an der Gegebenheit, dass die Betriebsdaten der einzelnen Sendeanlagen stark von den Angaben in der Frequenzliste abweichen. Meist ist die Sendeleistung in der Frequenzliste höher angegeben als sie im Betrieb tatsächlich ist, um einen zusätzlichen Schutz vor Interferenzen zu erhalten. Bei weiter entfernten Sendern, z.B. im süd-westlichen Gebiet der Karte in Abb. 5.11, wird ein Signal auf der eingetragenen Nutzfrequenz des Senders detektiert, das zudem die angegebene Signalbandbreite BW und Signalmaske X_{SM} vorweist. Auch die berechnete Feldstärke E_F scheint mit der gemessenen übereinzustimmen. Das Peilergebnis β für diese Frequenzen zeigt jedoch nicht in die Richtung dieser Sender. Bei diesem Fall handelt es sich um einen Spezialfall des vorliegenden Gleichwellennetzes bei dem mehrere Sender auf der gleichen Frequenz ausstrahlen und somit anhand der Signalparameter Mittenfrequenz, Signalbandbreite BW und Signalmaske X_{SM} nicht voneinander unterschieden werden können. Nur die Signalparameter el. Feldstärke E_F und Peilwinkel β dienen zur eindeutigen Identifikation dieser Sender. Im vorliegenden Fall ist die in der Frequenzliste angegebene Sendeleistung für diese Standorte zu hoch beziffert. Nur deshalb werden sie von der Monitoring-Station als detektierbar klassifiziert. Das Peilergebnis der Monitoring-Station zeigt jedoch eindeutig, dass aus der Richtung des Senders keine Funkemission vorliegt und somit kann dies in der Monitoring-Datenbank der Station entsprechend gekennzeichnet werden. Die roten Symbole in Abb. 5.11 kennzeichnen Senderstandorte, die einen Wert für den Parametervektor zur Signalidentifikation W von weniger als 0,5 annehmen. Im vorliegenden Fall sind dies Senderstandorte, die nicht mehr aktiv sind oder auf deren angegebene Frequenz keine Funkemission an der Monitoring-Station detektiert wurde. Auch dies kann mit dem in dieser Arbeit entwickelten System in der Monitoring-Datenbank automatisch vermerkt und zur weiteren Überprüfung gemeldet werden.

5.2.2.2 Rhein-Main-Gebiet

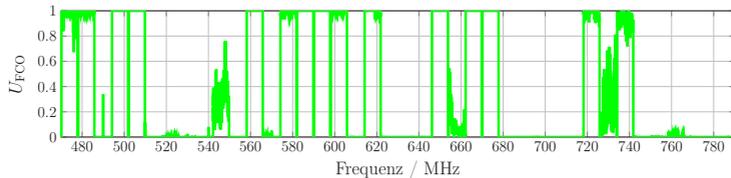
Als Messstandort im Rhein-Main-Gebiet wurde für diese Arbeit der Ort Friedberg (FB) in Hessen festgelegt. Für die Monitoring-Station wurde gemäß den ITU-Anforderungen ein entsprechendes Gebäude und ein Antennenaufbau gewählt der eine konforme Messung ermöglicht. Nur durch eine geeignete Auswahl des Messstandortes ist eine Auswertung der Messungen aussagekräftig. Die Messung für Friedberg (FB) ist in Abb. 5.12 zusammengefasst.



(a) Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums (LDS)



(b) Vertikal polarisierte Empfangsantenne

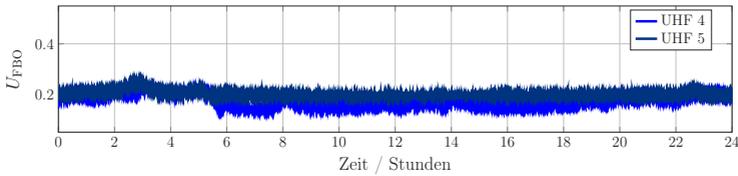


(c) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

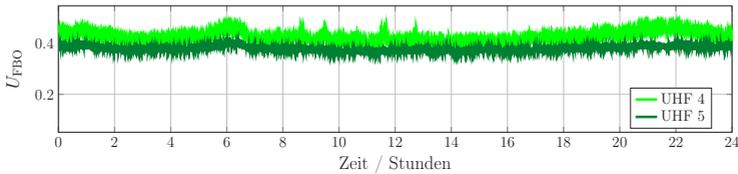
Abb. 5.12: Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums und Frequenzkanalbelegung U_{FCO} der Messreihe in Friedberg (FB)

Der Messstandort Friedberg (FB) liegt im Gegensatz zu den beiden anderen Messstandorten nicht in einer Koordinierungszone. Die für diesen Standort ausgewerteten Plandaten in der Frequenzliste unterliegen somit allein dem nationalen Regulierer und die Senderstandorte liegen größtenteils nicht in einer Koordinierungszone. Eine etwaige außenpolitisch motivierte Angabe von höheren Sendeleistungen des nationalen Regulierers bei der ITU um höhere Schutzabstände gegenüber Nachbarländern zu erzielen ist somit ebenfalls nicht gegeben. Der Standort ist in Abb. 5.1 mit FB eingezeichnet. Die Messkampagne wurde zwischen dem 9.03.2015 und 11.03.2015 durchgeführt und beinhaltet wiederum je eine 24 Stunden Messung mit einer vertikal und einer horizontal polarisierten Antenne. Abb. 5.12a gibt mit der Darstellung der Maximalwerte (Max-Hold-Werte) des Leistungsdichtespektrums einen Überblick über die Messreihe an diesem Standort. Die grüne Kurve zeigt die Messung mit horizontal polarisierter Antenne und die blaue Kurve die Messung mit vertikal polarisierter Antenne. Auch diese Messreihe bestärkt die Notwendigkeit beide Polarisierungen bei einer Monitoring-Kampagne zu berücksichtigen, um eine umfassende Aussage über die spektrale Frequenzbelegung treffen zu können. Die Auswertung der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} , dargestellt in Abb. 5.12b bzw. 5.12c, unterstreicht diese Aussage. Der Schwellenwert L_T für die Auswertung der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} in Abb. 5.12b bzw. 5.12c ist wiederum mit einer Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{fa} = 10E - 5$ berechnet.

Abb. 5.13a zeigt die Frequenzbandbelegung U_{FBO} für die Messreihe mit vertikal polarisierter Antenne und die UHF-Bänder IV und V. Abb. 5.13b zeigt die Auswertung der Frequenzbandbelegung U_{FBO} für die Messung mit der horizontal polarisierten Antenne. Die Frequenzbandbelegung U_{FBO} ist wie beim vorigen Standort nahezu konstant, jedoch liegt die FBO bei der Messreihe mit vertikal polarisierter Antenne bei maximal 30 % und bei der Messung mit horizontal polarisierter Antenne bei maximal 45 % für den gewählten Schwellenwert L_T . Allein die Auswertung der Frequenzbandbelegung U_{FBO} zeigt an diesem Beispiel eindrucksvoll, dass die Polarisation der Empfangsantenne zu der jeweiligen Messkampagne angepasst werden muss. Eine Monitoring-Station ist vorzugsweise mit Empfangsantennen beider Polarisierung auszustatten. Insbesondere in urbanen Gebieten, da hier mit Reflexionen und somit mit Änderungen der Polarisationsrichtung gerechnet werden muss.



(a) Vertikal polarisierte Empfangsantenne



(b) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

Abb. 5.13: Frequenzbandbelegung U_{FBO} der Messreihe in Friedberg (FB)

Abb. 5.14 zeigt die Gegenüberstellung von der geplanten zu der gemessenen Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} am Messstandort. Die dargestellten Plandaten für die Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} basieren wiederum auf dem Wellenausbreitungsmodell ITU 1546 unter Berücksichtigung der Topo- und Morphologie. Sowohl die Planung als auch die durchgeführte Messreihe ergab eine Kanalbelegung von insgesamt 19 Kanälen. Die Kanalbelegung von Planung und Messung ist jedoch nicht identisch: 3 Kanäle, die laut Planung belegt seien, konnten anhand der Messreihe als frei markiert werden. Ebenfalls 3 Kanäle die laut Planung als frei spezifiziert sind, konnten anhand der Messreihe als belegt detektiert werden. Darüber hinaus zeigt sich bei 9 Kanälen im Vergleich von Planung und Messung, dass die Feldstärkeberechnung deutlich geringer ist als die gemessene Feldstärke. Dies kann jedoch auch auf die sehr gute Wetterlage an diesem Standort am Messtag zurückgeführt werden. Eine längere Messperiode von mehreren Monaten kann hier weitere Aufschlüsse über die wetter- und jahreszeitabhängige Belegung der Frequenzkanäle geben. Im Gegensatz zu der Auswertung am Standort Offenburg in Südwestdeutschland ist die Diskrepanz von Plandaten und Messdaten deutlich geringer, jedoch ist eine Überprüfung

der Frequenzliste gerade in Bezug auf die jeweils 3 laut Planung belegten bzw. freien Kanäle anzustreben.



Abb. 5.14: Spectrum Resource Occupancy (SRO) in Friedberg (FB)

Die kompakte Zusammenfassung zur Auswertung der Signalidentifikation nach dem in Kapitel 2.3 vorgestellten Parametervektor W ist in Abb. 5.15 für den Standort Friedberg (FB) dargestellt. Die Farbkodierung der unterschiedlichen Symbole ist identisch zu Abb. 5.11 im vorigen Kapitel. Liegt Parametervektor zur Signalidentifikation W in einem Wertebereich zwischen 1 und 0,9 so wird der Sender mit einem grünen Symbol gekennzeichnet. Der Wertebereich zwischen 0,9 und 0,7 ist mit einem orangenen Symbol markiert, der Wertebereich zwischen 0,7 und 0,5 wird mit einem violetten Symbol dargestellt. Nimmt der Parametervektor einen Wert kleiner als 0,5 an, so wird dies mit einem roten Sendersymbol dargestellt.

Auch an diesem Standort werden die nahe gelegenen Standorte in Frankfurt und am Feldberg im Taunus erfolgreich identifiziert. Lediglich die Auswertung der el. Feldstärke E_F ergibt eine Diskrepanz von Messung und Berechnung. Diese Abweichung spiegelt sich an beiden Senderstandorten in einem Wert für den Parametervektor von etwa 0,85 wider. Die von der Monitoring-Station weiter entfernten Sender, z.B. in Aschaffenburg mit einer Entfernung von ca. 50 km, werden ebenfalls identifiziert, weisen jedoch einen geringeren Wert für den Parametervektor W auf. Hier kam es sowohl bei der Auswertung der el. Feldstärke E_F als auch bei der Auswertung des Peilwinkels β zu starken Abweichungen. Zwei weitere Senderstandorte, die auf der Karte mit einem roten Symbol gekennzeichnet sind, konnten nicht verifiziert werden. Hier wurden wiederum keine Funkemissionen auf den angegebenen Frequenzen detektiert, obwohl diese laut angegebener Sendeleistung und vorliegendem Wellenausbreitungsmodell an der Monitoring-Station detektierbar sind.

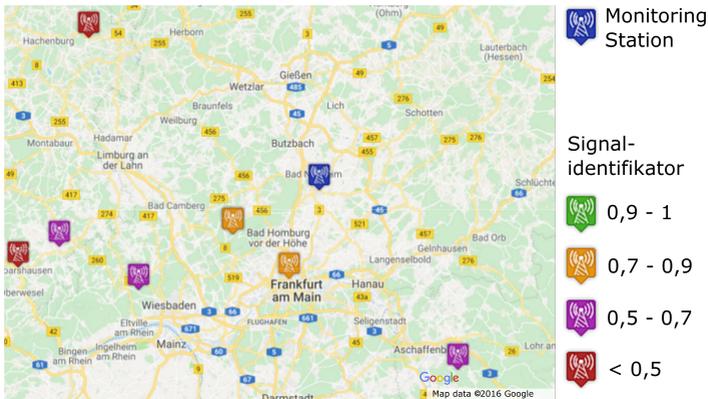
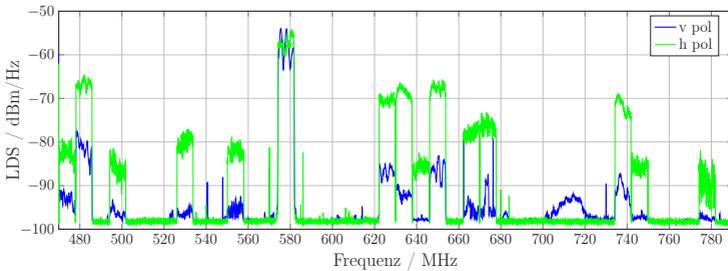


Abb. 5.15: Auswertung der Monitoring-Daten und Frequenzliste in Friedberg (FB) (Quelle Kartenmaterial: GoogleMaps 2016)

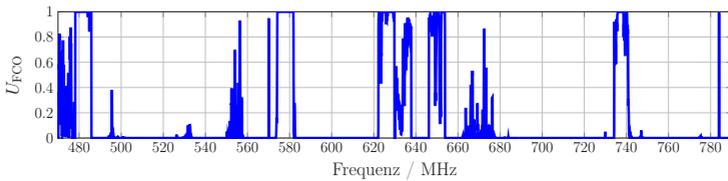
5.2.2.3 Messreihe Süddeutschland

Die Stadt Konstanz am Bodensee wurde als dritter und letzter Messstandort für diese Arbeit gewählt. Konstanz liegt im Dreiländereck und ist folglich besonders von der Koordinierungszonenthematik betroffen. Der Standort ist in Abb. 5.1 mit KN eingezeichnet. Die Messkampagne wurde zwischen dem 30.03.2015 und 1.04.2015 durchgeführt und beinhaltet wiederum je eine 24 Stunden Messung mit einer vertikal und einer horizontal polarisierten Antenne. Die Darstellung der Maximalwerte (Max-Hold-Werte) des Leistungsdichtespektrums in Abb. 5.16a gibt einen Überblick über das genutzte Frequenzspektrum an diesem Standort. Die grüne Kurve zeigt wiederum die Messung mit horizontal polarisierter Antenne und die blaue Kurve die Messung mit vertikal polarisierter Antenne. Wie bereits die vorigen Messreihen zeigen, bestärkt diese Auswertung am deutlichsten die Notwendigkeit beide Polarisationen bei einer Monitoring-Kampagne zu berücksichtigen, um eine umfassende Aussage über die spektrale Frequenzbelegung treffen zu können. Die Auswertung der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} , dargestellt in Abb. 5.16b bzw. 5.16c, unterstreicht diese Aussage. Bei der Bestimmung des Schwellenwerts L_T für die Signaldetektion in Abb. 5.16b bzw. 5.16c ist wiederum eine Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{fa} = 10E - 5$ angesetzt, um eine Vergleichbarkeit der Messreihen an den verschie-

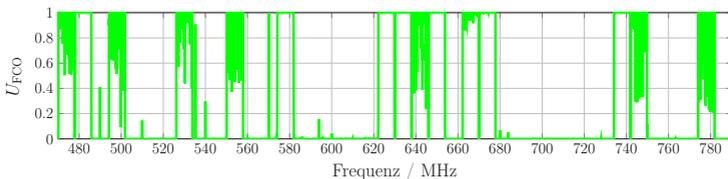
denen Standorten zu garantieren. Die Darstellung der Maximalwerte (Max-Hold-Werte) des Leistungsdichtespektrums in Abb. 5.16a zeigt neben den typischen terrestrischen Rundfunksignalen noch schmalbandige Emissionen bei 540 MHz, 572 MHz, 585 MHz und 730 MHz. Die Auswertung der Frequenzkanalbelegung U_{FCO} zeigt, dass lediglich das Signal bei 572 MHz dauerhaft das Frequenzspektrum belegt. Bei den anderen detektierten schmalbandigen Emissionen handelt es sich entweder um temporäre Spektrumsnutzer oder um Störungen. Dies wird die später durchgeführte Analyse in diesem Kapitel aufzeigen.



(a) Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums (LDS)



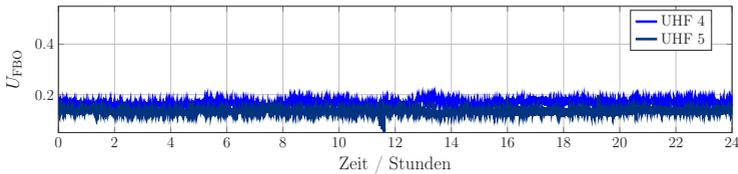
(b) Vertikal polarisierte Empfangsantenne



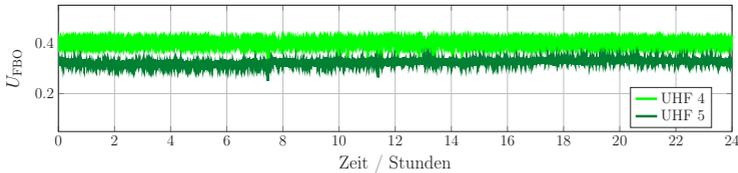
(c) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

Abb. 5.16: Max-Hold-Werte des Leistungsdichtespektrums und Frequenzkanalbelegung U_{FCO} der Messreihe in KN

Die Auswertung der Frequenzbandbelegung U_{FBO} ist in Abb. 5.17a für die Messung mit der vertikal polarisierten Antenne und in Abb. 5.17b für die horizontal polarisierten Antenne dargestellt. Auch an diesem Standort ist die Frequenzbandbelegung U_{FBO} nahezu konstant und liegt bei der vertikal polarisierten Antenne bei ca. 18 % bzw. 16 % für das UHF-Band IV bzw. V. Für die Messreihe mit der horizontal polarisierten Antenne ist die Frequenzbandbelegung etwa doppelt so hoch und liegt für das UHF-Band 4 bei 40 % und für das UHF-Band 5 bei 32 %.



(a) Vertikal polarisierte Empfangsantenne



(b) Horizontal polarisierte Empfangsantenne

Abb. 5.17: Frequenzbandbelegung U_{FBO} der Messreihe in Konstanz (KN)

Die Auswertung der geplanten und gemessenen Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} am Standort Konstanz ist in Abb. 5.18 dargestellt. Die dargestellten Plandaten für die Frequenzspektrumsbelegung U_{SRO} basieren wiederum auf dem Wellenausbreitungsmodell ITU 1546 unter Berücksichtigung der Topo- und Morphologie. Nach der Spektrumsplanung sollten für den angenommenen Schwellenwert insgesamt 26 Kanäle dauerhaft oder zumindest längerzeitig belegt sein. Dies konnte mit der durchgeführten Messreihe nicht bestätigt werden. Bei der durchgeführten Messreihe wurden lediglich 19 dauerhaft oder zumindest längerzeitig belegte Kanäle ermittelt. Die Abweichung der geplanten zur gemessenen Kanalbelegung ist an diesem Standort am stärksten im Vergleich zu den Standorten in Südwestdeutschland und im Rhein-Main-Gebiet.

Insgesamt zeigt sich bei 13 Kanälen beim Vergleich von Planung und Messung eine Diskrepanz. So sind laut Planung 10 bzw. 3 Kanäle belegt bzw. frei, die nach der Auswertung der Messreihe frei bzw. belegt sind.

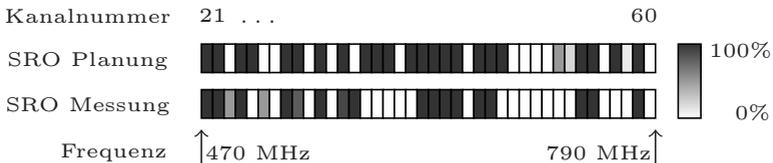


Abb. 5.18: Spectrum Resource Occupancy (SRO) in Konstanz (KN)

Abb. 5.19 zeigt die kompakte Auswertung zur Signalidentifikation nach Kapitel 2.3 für den Standort Konstanz (KN). Das blaue Symbol zeigt wieder die Messstation auf der Karte. Die Farbkodierung des Parametervektor zur Signalidentifikation W ist identisch zu den vorhergehenden Analysen an den anderen beiden Messstandorten und in der Legende in Abb. 5.19 angegeben. Besonders interessant an dieser Messreihe ist, dass ein inaktiver, nicht identifizierter Sender in unmittelbarer Nähe der Monitoring-Station aufgedeckt wurde. Dieser ist mit einem roten Symbol gekennzeichnet. Ein weiterer nicht identifizierter Sender ist südöstlich von der Monitoring-Station auf der Karte in Abb. 5.19 dargestellt. Ähnlich wie bei den Monitoring-Standorten zuvor, liegen die Werte für den Parametervektor bei den meisten identifizierten Sendern im Wertebereich zwischen 0,7 und 0,9. Wie bereits am ersten Standort in OG liegt bei den meisten Sendern an einer inkorrekten Angabe der Sendeleistung, welche in der Frequenzliste meist höher angegeben wird als sie später im tatsächlichen Betrieb ist. Eine weitere Station im südöstlichen Gebiet relativ zur Monitoring-Station konnte zudem nicht gepeilt werden. Auch die Feldstärkeberechnung für diese Station war außerhalb des Toleranzbereichs. Die Station erhält in der Auswertung einen Parametervektor von 0,55.

Die bereits oben aufgeführten schmalbandigen Emissionen bei 540 MHz, 572 MHz, 585 MHz und 730 MHz konnten keinem Sender in der Frequenzliste zugeordnet werden. Zudem können diese Emissionen auch nicht einem Funkdienst zugeordnet werden. Es kann folglich ausgeschlossen werden, dass es sich z.B. um Funkmikrophone, wie sie in

Kapitel 2.1.3.1 beschrieben sind, handelt. Eine weitere Analyse des Zeitsignals ist hier notwendig, um durch eine entsprechende Klassifikation der Modulationsart weitere Informationen über die vorliegenden Signale zu erhalten. Eine vorzunehmende Modulationsartenklassifikation kann z.B. aus Kapitel 4.1 in dieser Arbeit und insbesondere aus Abb. 4.3 entnommen werden. Eine solche spezielle Analyse bzw. Klassifizierung von einzelnen und z.T. nur sporadisch auftretenden Funkemissionen gehört nicht zu dem primären Aufgabengebiet eines automatisierten Monitoring-Systems. Die Aufgabe besteht hingegen darin, den Großteil der empfangenen Funkemissionen eindeutig den entsprechenden Sendern in der Frequenzliste und den jeweiligen Funkstandards in diesem Frequenzbereich zuzuweisen. Wie die Auswertungen der Messreihen zeigen, konnte diese Aufgabe mit dem hier vorgestellten System erfolgreich durchgeführt werden.

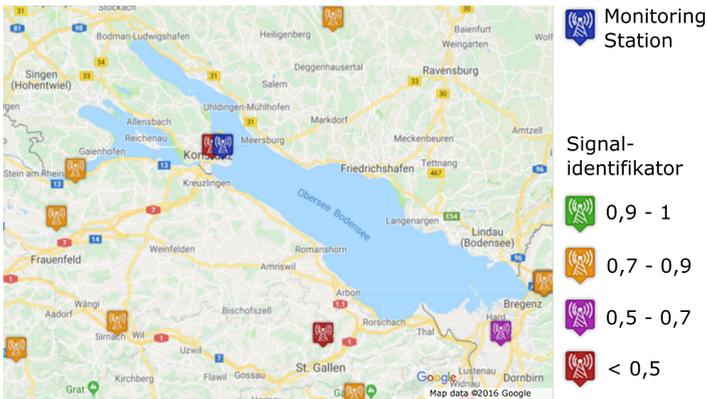


Abb. 5.19: Auswertung der Monitoring-Daten und Frequenzliste in Konstanz (KN)
(Quelle Kartenmaterial: GoogleMaps 2016)

5.3 Zusammenfassende Bewertung der Messergebnisse zur Frequenzspektrumsnutzung in Südwestdeutschland

Die in dieser Arbeit durchgeführte Messreihe an drei verschiedenen Standorten zeigt die aktuell vorliegende Frequenzspektrumsnutzung und das Optimierungspotential für ein zukünftiges, effizienteres Spektrums-Management. Die durchschnittliche Frequenzbandbelegung U_{FBO} für die Frequenzbänder UHF IV und V ist in Tabelle 5.2 für die drei Standorte Offenburg (OG), Konstanz (KN) und Friedberg (FB) nochmals für die Messungen mit vertikaler und horizontaler Empfangsantenne zusammengefasst. Auffällig ist hierbei die nahezu identische Frequenzbandbelegung U_{FBO} im UHF Band IV bei der Messreihenauswertung mit horizontal polarisierter Empfangsantenne. Im Gegensatz zu den anderen beiden Messstandorten ist in Offenburg zudem auffällig, dass die Frequenzbandbelegung U_{FBO} bei den Messungen mit vertikal und horizontal polarisierter Empfangsantenne nahezu identisch ist. Dies unterscheidet den Standort von den anderen beiden Messstandorten und kann mit den örtlich gegebenen Reflektionen an einem in unmittelbarer Nähe befindlichen Dach mit Metaldeckung erklärt werden.

Standort	UHF IV	UHF IV	UHF V	UHF V
	pol. V	pol. H	pol. V	pol. H
Offenburg (OG)	40 %	42 %	39 %	47 %
Friedberg (FB)	18 %	43 %	21 %	40 %
Konstanz (KN)	18 %	40 %	16 %	35 %

Tab. 5.2: Durchschnittliche Frequenzbandbelegung U_{FBO} in Prozent an den drei Messstandorten

Die Gegenüberstellung der Messung mit der horizontal und der vertikal polarisierten Antenne zeigt, dass bei einer Monitoring-Kampagne beide Polarisationsarten zu berücksichtigen sind. Diese Erkenntnis wird mit der Darstellung der maximalen Werte des Leistungsdichtespektrums über den Messzeitraum in den Abbildungen 5.8a, 5.12a und 5.16a bekräftigt. Eine umfassende und realistische Beurteilung der aktuellen Frequenzspektrumsnutzung ist somit nur über eine Messung mit horizontal und vertikal polarisierter Empfangsantenne möglich. Insbesondere bei der Auswertung von Feldstärkemessungen und dem Vergleich zu den angegebenen und lizenzierten Sendeleistungen in den zugrundeliegenden Frequenzlisten, ist die Einhaltung einer co-polaren Messung unumgänglich.

Die Auswertung der geplanten und gemessenen Spektrumsnutzung U_F zeigt bereits die Diskrepanz der vorliegenden Frequenzliste zu den erfassten Messdaten an den jeweiligen Monitoring-Stationen. Am Standort Offenburg (OG) kam es bei der Gegenüberstellung von Planung und Messung bei 11 Kanälen zu Abweichungen. Am Standort Friedberg (FB) kommt es bei 9 Kanälen und am Standort Konstanz (KN) bei insgesamt 13 Kanälen zu Diskrepanzen von Plandaten und Messdaten. Die Auswertung der Messdaten mit dem in dieser Arbeit entwickelten Algorithmus zur Identifikation von Funkemissionen bestätigt diesen Eindruck und gibt darüber hinaus noch eine detaillierte Auskunft, welche Senderstandorte identifiziert werden konnten und welche Senderstandorte fehlerhaft in der zugrundeliegenden Frequenzliste angegeben ist. Die kompakte Zusammenfassung der Messkampagne in den Abbildungen 5.11, 5.15 und 5.19 zeigt eindeutig, dass die angegebenen Signalparameter in der vorliegenden Frequenzliste nicht korrekt sind. Insbesondere die Sendeleistung ist in der Frequenzliste meist zu hoch angegeben. Zudem ist bei allen Senderstandorten ein omnidirektionales Antennendiagramm für alle Betriebsfrequenzen angegeben. Neben der Höhe der Sendeanlage sind diese beiden Parameter für die Berechnung der el. Feldstärke E_F an der Monitoring-Station entscheidend. Dies erklärt die z.T. hohe Differenz von berechneter zur gemessenen el. Feldstärke E_F an der Monitoring-Station. Diese inkorrekte Angabe von Sendeleistung und Antennendiagramm verhindert eine realitätsnahe Frequenzplanung und somit auch eine effizientere Frequenzspektrumsnutzung. Die Ergebnisse dieser Messkampagne decken erstmals diesen

Misstand auf und somit leistet diese Arbeit einen wichtigen Beitrag zur effizienteren Frequenzspektrumsnutzung. Insbesondere die in dieser Arbeit präsentierte automatische Signalidentifikation ermöglicht die Auswertung von einer riesigen Menge an Messdaten und vereinfacht und verbessert somit die Analyse der Frequenzspektrumsnutzung. Gerade die direkte Gegenüberstellung von Plan- und Messdaten, wie sie erstmals in dieser stringenden Form präsentiert wurde, liefert wichtige Aufschlüsse über die Konsistenz der vorliegenden Frequenzliste. Nur mit einer konsistenten Frequenzliste ist eine realitätsgetreue Planung und somit eine effiziente Frequenznutzung möglich.

6 Zusammenfassung

Unter dem Begriff Monitoring versteht man im Allgemeinen die unmittelbare und systematische Erfassung von messbaren Daten. Das zentrale Element ist hierbei die regelmäßige Erfassung und der Ergebnisvergleich zu zuvor aufgestellten Prognosen. Ein Spektrum-Monitoring-System hat somit nicht nur die Aufgabe eine der wertvollsten Ressourcen unserer Gesellschaft zu überwachen, sondern die aufgezeichneten Messergebnisse zu analysieren und mit Spektrumsplandaten zu vergleichen. Nur über eine umfassende Analyse des Ist-Zustandes des Frequenzspektrums kann die Nutzung dieser weder vermehrbaren noch transportierbaren Ressource zukünftig effizienter werden.

Nur ein flächendeckendes und permanent aufzeichnendes Spektrum-Monitoring kann den heutigen Anforderungen an eine dynamische Spektrumsvergabe gerecht werden. Ein entsprechendes Monitoring-Netzwerk mit flächendeckend verteilten Monitoring-Stationen ist deshalb notwendig, um diese Aufgabe zu bewältigen. Jede Monitoring-Station nimmt lokal das Frequenzspektrum kontinuierlich auf, verarbeitet automatisch die sehr große Anzahl an Messdaten und leitet die gefilterten Informationen an ein angeschlossenes Spektrum-Management-System weiter. Nur über die Bereitstellung von diesen aktuellen Daten zur Frequenzspektrumsbelegung kann ein Spektrum-Management-System das vorliegende Frequenzspektrum noch effizienter nutzen und so einen Mehrwert schaffen. Insbesondere mit Blick auf die 5G-Entwicklung, der Industrialisierung 4.0 sowie dem gestiegenen Kommunikationsaufkommen im Kraftverkehr, z.B. mit der Funktionalität LTE-Vehicle-to-Everything (V2X), wächst die Anzahl der Mobilfunknutzer rasant und das Spektrum-Management steht vor großen Herausforderungen [61, 253, 333–336]. Mit den *White Space* bzw. *Geolocation* Datenbanken wird gerade weltweit ein Projekt gestartet, dass dynamisch freie Funkkanäle über z.B. einen *Spectrum Broker* an entsprechende Nutzer vergibt [100, 103, 104, 337, 338]. Eine Schnittstelle zu einem Spektrum-Monitoring-System ist in diesen *White Space* Datenbanken bereits vorgesehen,

jedoch in keinem bisherig aufgebauten System umgesetzt. Kurzum, die Notwendigkeit aktuelle Daten in die Spektrumsvergabe einzubeziehen wurde auch bei der Konzeptionierung der *White Space* Datenbanken erkannt. Eine Konzeptionierung des hierfür erforderlichen Monitoring-Systems und die notwendige Algorithmik zur Datenverarbeitung ist in diesem Projekt jedoch nicht gegeben. Eben diese entscheidende Lücke wird mit dieser Arbeit geschlossen, um dem Spektrum-Management-Ziel: Spektrumsnutzung für jeden zu jeder Zeit, ein großes Stück näher zu kommen und eine effiziente, effektive und gleichzeitig dynamische Frequenzvergabe zu ermöglichen.

Mit der automatischen Kanalsegmentierung wird in Kapitel 3 eines der wichtigsten Themengebiete in einem Spektrum-Monitoring-System vorgestellt und entscheidend weiterentwickelt. Ausgehend von der effizienten Erfassung des vorliegenden Frequenzspektrums mit einem anforderungsgerechten *Spectrum Sensing*-Verfahren, ist die automatische Kanalsegmentierung die Kernkomponente eines jeden Spektrum-Monitoring-Systems. In Kapitel 3 werden verschiedene aus der Literatur bekannte, weiterentwickelte und neue Kanalsegmentierungsverfahren in einem typischen Monitoring-Szenario analysiert und evaluiert. Mit dem DT-Verfahren wird zudem ein Verfahren vorgestellt, das in den getesteten, zukunftsorientierten Monitoring-Szenarien am besten abschneidet. Ziel der Kanalsegmentierung ist es, die Mittenfrequenz und die Signalbandbreite der vorliegenden Signale im erfassten Frequenzspektrum zu ermitteln. Anhand dieser Auswertung kann eine erhebliche Messdatenreduktion und eine gezielte Auswertung der jeweiligen Signalparameter erfolgen.

Die Bestimmung der Modulationsart eines Signals ist ein weiterer wichtiger Baustein eines Spektrum-Monitoring-Systems. Die verwendete Modulationsart ist sowohl für die Identifikation des Signaltyps als auch für die optionale Dekodierung des Signals ein entscheidender Faktor. Die Bestimmung von analogen Modulationsarten ist bereits aus der Literatur bekannt und wird in Kapitel 4.1 erläutert. In Kapitel 4.2 wird ein neuartiger Klassifikationsalgorithmus zur automatischen Erkennung digitaler Modulationsarten basierend auf Cluster-Verfahren vorgestellt. Im Vergleich zu bekannten Feature-Based-Methoden schneidet dieser Algorithmus in der gegebenen Evaluierungsumgebung hinsichtlich der

benötigten Aufnahmedauer und der Detektionsgenauigkeit wesentlich besser ab.

Die Umsetzung des in Kapitel 2 systematisch erarbeiteten Spektrum-Monitoring-Konzepts in einer exemplarischen Messreihe in Kapitel 5 zeigt letztlich, dass die in dieser Arbeit entwickelten Algorithmen bereits jetzt praktisch umgesetzt werden können. Darüber hinaus zeigen die drei exemplarischen Messreihen an den jeweiligen Standorten eindrucksvoll die ineffektive Nutzung des Frequenzspektrums vor Ort und die Inkonsistenz der aktuellen Frequenzliste. Erstmals wird mit dieser Arbeit ein Spektrum-Monitoring-System und ein Spektrum-Management-System in einer Art und Weise miteinander verbunden, dass eine gemeinsame Auswertung über das Frequenzspektrum erfolgt. Mit dieser Arbeit ist folglich ein Grundstein für die Kollaboration von Spektrum-Management und Spektrum-Monitoring geschaffen worden, wie sie bereits in [3] von der ITU gefordert wird. Das in dieser Arbeit aufgestellte Monitoring-System hat mit der in Kapitel 2.3 eingeführten Signalidentifikation anhand der erfolgreich durchgeführten Messreihe gezeigt, dass ein automatischer Abgleich von Plandaten und Messdaten möglich ist. Insbesondere konnte durch diese Messreihe erstmals in dieser Deutlichkeit die Inkonsistenz der zugrunde liegenden Frequenzliste aufgezeigt werden. Da diese Frequenzliste die Grundlage für weitere Frequenzplanungen ist, kann im aktuellen Zustand eine zukünftig effektivere Frequenznutzung nicht erzielt werden. Eine entsprechende Überarbeitung dieser Frequenzliste ist notwendig, um die kostbare Ressource Frequenz effizienter nutzen zu können.

Die Weiterführung des in dieser Arbeit entwickelten und umgesetzten Spektrum-Monitoring-Konzepts erfordert die flächendeckende Aufstellung von Monitoring-Stationen und eine Anbindung dieser an ein Spektrum-Management-System. Dies stellt nicht nur einen sehr hohen organisatorischen Aufwand dar, sondern bringt auch neue Herausforderungen im Bereich Netzwerktopologie und effiziente Datenübertragung mit sich. So können z.B. manche Monitoring-Stationen in einem verteilten System nur mit einer Schmalband-Datenverbindung angebunden werden, die eine entsprechend intelligente Reduktion bei der Datenübertragung erfordert. Ebenso sind weitere Untersuchungen zu geeigneten Netzwerktopologien und Routingalgorithmen in diesem speziellen An-

wendungsfall notwendig, um ein solches verteiltes Monitoring-System betreiben zu können.

Im Bereich der Signalverarbeitung eröffnet ein solches System neue Möglichkeiten in vielen Forschungsbereichen. Speziell im Bereich der Senderortung (*Geolocation*) können Verfahren wie Power of Arrival (PoA) bzw. Power Difference of Arrival (PDoA) oder Time Difference of Arrival (TDoA) enorm profitieren, da Messdaten zu verschiedenen Szenarien generiert und ausgewertet werden können. Gerade bzgl. PoA bzw. PDoA können empirisch aufgestellte Wellenausbreitungsmodelle wie z.B. Okumura-Hata oder ITU 1542 durch entsprechende Messreihen weiterentwickelt und an geographische Gegebenheiten angepasst werden. Diese Weiterentwicklung kann zu einer wesentlichen Verbesserung dieser Wellenausbreitungsmodelle führen und bei der Lokalisierung von Störsendern zu einem entscheidenden Vorteil werden.

A Aufbau einer Senderdatenbank nach BR IFIC

A.1 Datenfelder in einer Senderdatenbank am Senderbeispiel Baden-Baden

Datenfeld	Beschreibung	Beispiel
Feld_1	Dateikennung	„TVDR“
Feld_2	Sendername	„Baden Baden“
Feld_3	Kanal	„33“
Feld_4	Kanalmittenfrequenz in MHz	570.000
Feld_5	Betriebszustand	„K5“
Feld_6	Geo Länge (Potsdam Datum)	008E1212
Feld_7	Geo Breite (Potsdam Datum)	48N4514
Feld_8	Geo Länge (WGS84)	008E1209
Feld_9	Geo Breite (WGS84)	48N4510
Feld_10	Land geogr.	D
Feld_11	Bundesland geogr.	BW
Feld_12	Standorthöhe über NN	525
Feld_13	Antennenhöhe über Grund	76
Feld_14	digitales Fernsehsystem (B7 entspricht 16 QAM und Code Rate 7/8)	B7
Feld_15	Träger- und Schutzintervall	-

Datenfeld	Beschreibung	Beispiel
Feld_16	Frequenzversatz in Hz	0
Feld_17	Art des Versatzes	U
Feld_18	ERP-MAX horizontal in dBW	47.0
Feld_19	ERP-MAX vertikal in dBW	-
Feld_20	SFN-Kenner	
Feld_21	Relativer Zeitversatz	
Feld_22	Polarisation	H
Feld_23	Antennencharakteristik	D
Feld_24	H_ERP_00, ERP in dBW, h. Pol., 0°Az.	47.0
Feld_25	H_ERP_10, ERP in dBW, h. Pol., 10°Az.	47.0
Feld_26	H_ERP_20, ERP in dBW, h. Pol., 20°Az.	47.0
Feld_27	H_ERP_30, ERP in dBW, h. Pol., 30°Az.	47.0
Feld_28	H_ERP_40, ERP in dBW, h. Pol., 40°Az.	47.0
Feld_29	H_ERP_50, ERP in dBW, h. Pol., 50°Az.	47.0
Feld_30	H_ERP_60, ERP in dBW, h. Pol., 60°Az.	47.0
Feld_31	H_ERP_70, ERP in dBW, h. Pol., 70°Az.	47.0
Feld_32	H_ERP_80, ERP in dBW, h. Pol., 80°Az.	47.0
Feld_33	H_ERP_90, ERP in dBW, h. Pol., 90°Az.	47.0
Feld_34	H_ERP_100, ERP in dBW, h. Pol., 100°Az.	46.0
Feld_35	H_ERP_110, ERP in dBW, h. Pol., 110°Az.	45.0
Feld_36	H_ERP_120, ERP in dBW, h. Pol., 120°Az.	44.0
Feld_37	H_ERP_130, ERP in dBW, h. Pol., 130°Az.	44.0
Feld_38	H_ERP_140, ERP in dBW, h. Pol., 140°Az.	44.0
Feld_39	H_ERP_150, ERP in dBW, h. Pol., 150°Az.	44.0
Feld_40	H_ERP_160, ERP in dBW, h. Pol., 160°Az.	44.0
Feld_41	H_ERP_170, ERP in dBW, h. Pol., 170°Az.	45.0
Feld_42	H_ERP_180, ERP in dBW, h. Pol., 180°Az.	46.0
Feld_43	H_ERP_190, ERP in dBW, h. Pol., 190°Az.	47.0
Feld_44	H_ERP_200, ERP in dBW, h. Pol., 200°Az.	47.0
Feld_45	H_ERP_210, ERP in dBW, h. Pol., 210°Az.	47.0
Feld_46	H_ERP_220, ERP in dBW, h. Pol., 220°Az.	47.0
Feld_47	H_ERP_230, ERP in dBW, h. Pol., 230°Az.	47.0
Feld_48	H_ERP_240, ERP in dBW, h. Pol., 240°Az.	47.0

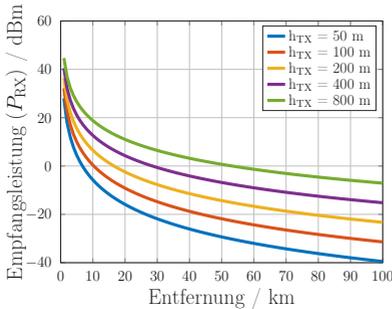
Datenfeld	Beschreibung	Beispiel
Feld_49	H_ERP_250, ERP in dBW, h. Pol., 250°Az.	47.0
Feld_50	H_ERP_260, ERP in dBW, h. Pol., 260°Az.	47.0
Feld_51	H_ERP_270, ERP in dBW, h. Pol., 270°Az.	47.0
Feld_52	H_ERP_280, ERP in dBW, h. Pol., 280°Az.	46.0
Feld_53	H_ERP_290, ERP in dBW, h. Pol., 290°Az.	45.0
Feld_54	H_ERP_300, ERP in dBW, h. Pol., 300°Az.	44.0
Feld_55	H_ERP_310, ERP in dBW, h. Pol., 310°Az.	44.0
Feld_56	H_ERP_320, ERP in dBW, h. Pol., 320°Az.	44.0
Feld_57	H_ERP_330, ERP in dBW, h. Pol., 330°Az.	44.0
Feld_58	H_ERP_340, ERP in dBW, h. Pol., 340°Az.	45.0
Feld_59	H_ERP_350, ERP in dBW, h. Pol., 350°Az.	46.0
Feld_60	V_ERP_00, ERP in dBW, v. Pol., 0°Az.	-
Feld_61	V_ERP_10, ERP in dBW, v. Pol., 10°Az.	-
...
Feld_95	V_ERP_350, ERP in dBW, v. Pol., 350°Az.	-
Feld_96	HEFF_MAX	481
Feld_97	HEFF_00, eff. Höhe in m, h. Pol., 0°Az.	477
Feld_98	HEFF_10, eff. Höhe in m, h. Pol., 10°Az.	469
Feld_99	HEFF_20, eff. Höhe in m, h. Pol., 20°Az.	459
Feld_100	HEFF_30, eff. Höhe in m, h. Pol., 30°Az.	423
Feld_101	HEFF_40, eff. Höhe in m, h. Pol., 40°Az.	374
Feld_102	HEFF_50, eff. Höhe in m, h. Pol., 50°Az.	330
Feld_103	HEFF_60, eff. Höhe in m, h. Pol., 60°Az.	336
Feld_104	HEFF_70, eff. Höhe in m, h. Pol., 70°Az.	289
Feld_105	HEFF_80, eff. Höhe in m, h. Pol., 80°Az.	305
Feld_106	HEFF_90, eff. Höhe in m, h. Pol., 90°Az.	205
Feld_107	HEFF_100, eff. Höhe in m, h. Pol., 100°Az.	256
Feld_108	HEFF_110, eff. Höhe in m, h. Pol., 110°Az.	178
Feld_109	HEFF_120, eff. Höhe in m, h. Pol., 120°Az.	158
Feld_110	HEFF_130, eff. Höhe in m, h. Pol., 130°Az.	59
Feld_111	HEFF_140, eff. Höhe in m, h. Pol., 140°Az.	13
Feld_112	HEFF_150, eff. Höhe in m, h. Pol., 150°Az.	-44
Feld_113	HEFF_160, eff. Höhe in m, h. Pol., 160°Az.	-114

Datenfeld	Beschreibung	Beispiel
Feld_114	HEFF_170, eff. Höhe in m, h. Pol., 170°Az.	-42
Feld_115	HEFF_180, eff. Höhe in m, h. Pol., 180°Az.	34
Feld_116	HEFF_190, eff. Höhe in m, h. Pol., 190°Az.	127
Feld_117	HEFF_200, eff. Höhe in m, h. Pol., 200°Az.	294
Feld_118	HEFF_210, eff. Höhe in m, h. Pol., 210°Az.	424
Feld_119	HEFF_220, eff. Höhe in m, h. Pol., 220°Az.	456
Feld_120	HEFF_230, eff. Höhe in m, h. Pol., 230°Az.	466
Feld_121	HEFF_240, eff. Höhe in m, h. Pol., 240°Az.	470
Feld_122	HEFF_250, eff. Höhe in m, h. Pol., 250°Az.	473
Feld_123	HEFF_260, eff. Höhe in m, h. Pol., 260°Az.	475
Feld_124	HEFF_270, eff. Höhe in m, h. Pol., 270°Az.	476
Feld_125	HEFF_280, eff. Höhe in m, h. Pol., 280°Az.	478
Feld_126	HEFF_290, eff. Höhe in m, h. Pol., 290°Az.	479
Feld_127	HEFF_300, eff. Höhe in m, h. Pol., 300°Az.	480
Feld_128	HEFF_310, eff. Höhe in m, h. Pol., 310°Az.	481
Feld_129	HEFF_320, eff. Höhe in m, h. Pol., 320°Az.	481
Feld_130	HEFF_330, eff. Höhe in m, h. Pol., 330°Az.	481
Feld_131	HEFF_340, eff. Höhe in m, h. Pol., 340°Az.	479
Feld_132	HEFF_350, eff. Höhe in m, h. Pol., 350°Az.	479
Feld_133	Bezeichnung der Aussendung	8M00 X7FXF
Feld_134	Land administrativ	D
Feld_135	Sendeanlagenschlüssel	20121
Feld_136	Datum der Veröffentlichung	14.01.2008
Feld_137	Datum der Änderung	21.05.2011
Feld_138	RESERVE_1	
Feld_139	RESERVE_2	

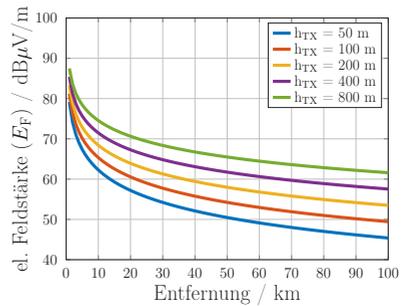
Tab. A.1: Felder einer Senderdatenbank

B Berechnungen zu Spektrum-Monitoring-Gebieten

B.1 Berechnung von Observationsgebieten einer einzelnen Monitoring-Station nach ITU-R P.529-3

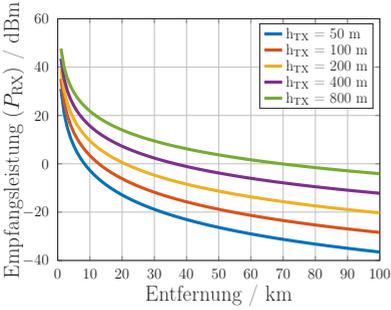


(a) Empfangsleistung P_{RX}

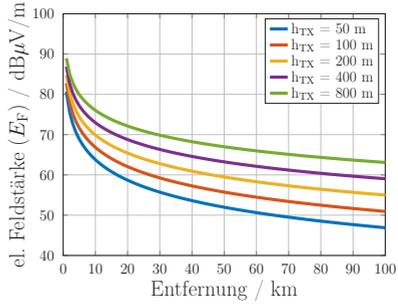


(b) el. Feldstärke E_F

Abb. B.1: Berechnung für $f_c = 450$ MHz, $h_{RX} = 10$ m, $P_{TX} = 50$ kW

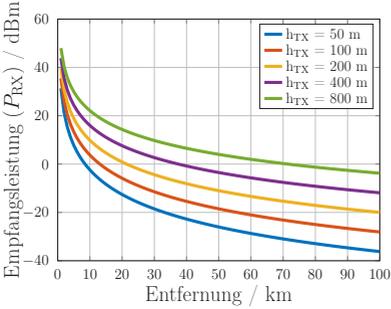


(a) Empfangsleistung P_{RX}

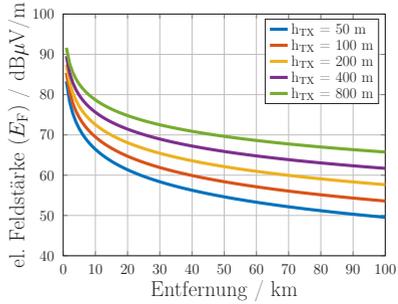


(b) el. Feldstärke E_F

Abb. B.2: Berechnung für $f_c = 450$ MHz, $h_{RX} = 10$ m, $P_{TX} = 100$ kW



(a) Empfangsleistung P_{RX}



(b) el. Feldstärke E_F

Abb. B.3: Berechnung für $f_c = 800$ MHz, $h_{RX} = 10$ m, $P_{TX} = 100$ kW

C Ergebnisse Kanalsegmentierung

C.1 Transformation der logarithmierten Rayleigh-Verteilung

Unter der Annahme, dass an einem Spektrum-Monitoring-Station bzw. an einem Messempfänger neben zahlreichen Rauschquellen mindestens thermisches Rauschen vorliegt [3, 21, 224], ist der Inphase- und Quadratur-Anteil des Zeitsignals bzw. der Abtastwerte $x[k]$ jeweils gaußverteilt. Ferner wird in diesem Szenario angenommen, dass nur Rauschen und keine Signale von dem Spektrum-Monitoring-Empfänger aufgezeichnet werden. Die Dichtefunktion des nicht logarithmierten Leistungsdichtespektrums entspricht somit einer Rayleigh-Verteilung $g_X(y_{\text{lin}})$:

$$g_X(y_{\text{lin}}) = \frac{y_{\text{lin}}}{\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{y_{\text{lin}}^2}{2\sigma_{\text{RD}}^2}} \quad \text{für } y_{\text{lin}} \geq 0. \quad (\text{C.1})$$

Da viele kommerzielle Empfänger jedoch bereits ein logarithmiertes Leistungsdichtespektrum ausgeben, kann die hieraus resultierende Verteilung mit Hilfe des Transformationsatzes für Dichten (C.2) bestimmt werden:

$$g_Y(y_{\text{log}}) = \begin{cases} \left| \frac{df^{-1}(y_{\text{log}})}{dy_{\text{log}}} \right| g_X(f^{-1}(y_{\text{log}})) & , \text{ für } y_{\text{log}} \in W \\ 0 & , \text{ sonst.} \end{cases} \quad (\text{C.2})$$

Es wird vorausgesetzt, dass $y_{\text{lin}} \geq 0$ ist und somit die Logarithmierung $f(X)$ in (C.3) eine bijektive Abbildung des Wertebereichs V in W entspricht. Die Zufallsvariable X steht hierbei für den einzelnen Wert einer Spektrallinie im Leistungsdichtespektrum.

$$Y = f(X) = 20 \log(X). \quad (\text{C.3})$$

Der reziproke Wert $f^{-1}(X)$ ergibt sich zu:

$$f^{-1}(X) = 10^{\frac{Y}{20}}. \quad (\text{C.4})$$

Die transformierte Dichtefunktion $g_Y(y_{\log})$ ist folglich:

$$\begin{aligned} g_Y(y_{\log}) &= \left| \frac{df^{-1}(y_{\log})}{dy_{\log}} \right| g_X(f^{-1}(y_{\log})) \\ &= \left| \frac{d(10^{\frac{y_{\log}}{20}})}{dy_{\log}} \right| \frac{10^{\frac{y_{\log}}{20}}}{\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{10^{(y_{\log}/20)^2}}{2\sigma_{\text{RD}}^2}} \\ &= \left| \ln(10) \frac{1}{20} 10^{\frac{y_{\log}}{20}} \right| \frac{10^{\frac{y_{\log}}{20}}}{\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{10^{(y_{\log}/10)}}{2\sigma_{\text{RD}}^2}} \\ &= 10^{\frac{y_{\log}}{10}} \frac{\ln(10)}{20\sigma_{\text{RD}}^2} e^{-\frac{10^{(y_{\log}/10)}}{2\sigma_{\text{RD}}^2}} \end{aligned}$$

C.2 Ergänzende Berechnung Chi-Quadrat-Test

Der χ^2 -Test ist ein Test für Verteilungsfunktionen $F(x)$ und erfolgt nach *Kreyszig* [246] anhand einer gegebenen Stichprobe X bzw. x_1, x_2, \dots, x_n . Konkret werden für den χ^2 -Test in [246] fünf Berechnungsschritte vorgeschrieben:

1. Unterteilung der x-Achse in K Intervalle I_1, I_2, \dots, I_K , wobei jedes Intervall mindestens 5 Werte der vorliegenden Stichprobe X enthalten muss. Für jedes Intervall I_j wird die Anzahl b_j der Stichprobenwerte innerhalb des Intervalls berechnet. Fällt ein Wert auf die Stichprobengrenze, wird er mit 0,5 zu den jeweils angrenzenden Intervallen gezählt.

2. Aus $F(x)$ wird für jedes Intervall I_j die Wahrscheinlichkeit p_j berechnet, mit die Zufallsvariable innerhalb dieser Intervallgrenzen liegt. Hieraus wird für jedes Intervall I_j die theoretische Anzahl an Stichprobenwerten berechnet: $e_j = np_j$.
3. Die Abweichung von theoretisch erwarteter zu real vorliegender Anzahl an Stichprobenwerten innerhalb der Intervalle wird berechnet:

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^K \frac{(b_j - e_j)^2}{e_j} \quad (\text{C.5})$$

4. Es wird eine Signifikanzzahl α für die erlaubte Abweichung von Stichprobe zu theoretischer Verteilungsfunktion festgelegt. Typische Werte sind z.B. 1% oder 5%.
5. Im letzten Schritt wird die Lösung c der Gleichung

$$P(\chi^2 \leq c) = 1 - \alpha \quad (\text{C.6})$$

aus der in [246] gegebenen Tafel 6 für die χ^2 -Verteilung mit $K - 1$ Freiheitsgraden bestimmt. Die Hypothese, dass die Stichprobe der Verteilungsfunktion entspricht wird angenommen wenn $\chi^2 \leq c$.

Für die Überprüfung der in Kapitel 3.2.2.5 aufgestellten Hypothese, dass bei ausreichender Mittelung die Dichtefunktion aus Gl. (3.32) einer Gauß-Verteilung entspricht, wurde eine entsprechende Stichprobe angelegt. Konkret wird von einer Mittelung von 50 ausgegangen, wie es auch in den weiteren Messreihen dieser Arbeit verwendet wird. Die Stichprobe umfasst einen Datensatz von $n = 4096 \times 100000 = 409600000$ Messwerten. Der gegebene Wertebereich dieser Stichprobe lag innerhalb von -96,7 bis -92,4. Die Anzahl der Intervalle K wurde auf 53 festgelegt. Da sowohl der Mittelwert μ mit -94,748 als auch die Varianz σ^2 mit 0,155 aus der Stichprobe geschätzt wurde, wird dies nach [246] von den Freiheitsgraden abgezogen. Die Anzahl der Freiheitsgrade ist somit: $53 - 1 - 2 = 50$. Das Histogramm der untersuchten Stichprobe mit insgesamt 409600000 Messwerten ist in Abb. C.1 dargestellt. Der Wert für χ^2 kann nach Gl. (C.5) letztlich mit 45,9 bestimmt werden. Mit einer Signifikanzzahl von $\alpha = 1\%$ bzw. $\alpha = 5\%$ kann für c aus Tafel 6 in [246]

der Wert 76,2 bzw. 67,5 abgelesen werden. Somit ist $\chi^2 < c$ und die aufgestellte Hypothese erfolgreich geprüft.

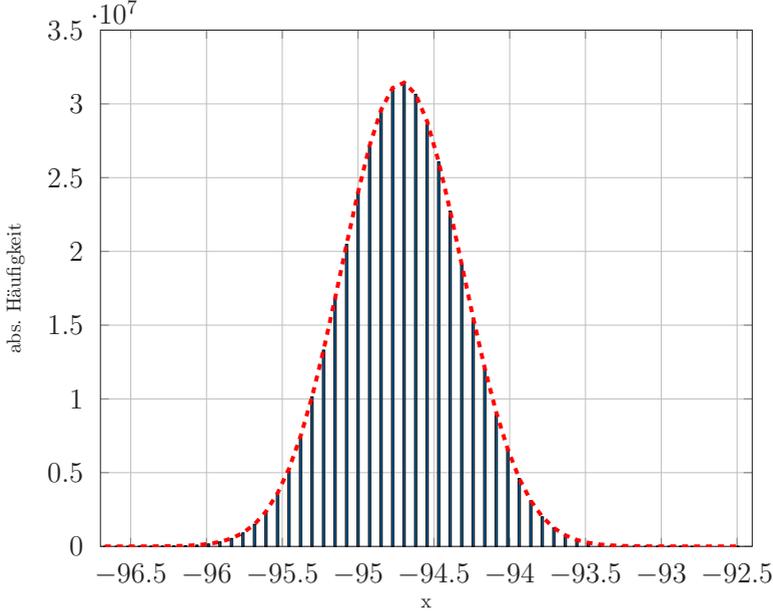


Abb. C.1: Auswertung der vorliegenden Stichprobe

x	e_j	b_j	A_j
$-\infty \dots -96,67$	217	226	0,373
$-96,67 \dots -96,60$	347	361	0,565
$-96,60 \dots -96,52$	855	884	0,984
$-96,52 \dots -96,44$	2030	2081	1,281
$-96,44 \dots -96,37$	4642	4722	1,379
$-96,37 \dots -96,29$	10231	10270	0,149
$-96,29 \dots -96,22$	21728	21589	0,889
$-96,22 \dots -96,14$	44463	44737	1,689

x	e_j	b_j	A_j
-96,14... - 96,06	87677	87344	1,265
-96,06... - 95,99	166598	166110	1,430
-95,99... - 95,91	305034	305821	2,031
-95,91... - 95,84	538181	538061	0,027
-95,84... - 95,76	914969	915079	0,013
-95,76... - 95,68	1498936	1500544	1,725
-95,68... - 95,61	2366242	2365369	0,322
-95,61... - 95,53	3599435	3598723	0,141
-95,53... - 95,46	5276048	5274798	0,296
-95,46... - 95,38	7452163	7455157	1,203
-95,38... - 95,30	10142741	10140922	0,326
-95,30... - 95,23	13302330	13306122	1,081
-95,23... - 95,15	16811232	16815439	1,053
-95,15... - 95,08	20472499	20474544	0,204
-95,08... - 95,00	24023800	24027440	0,552
-95,00... - 94,92	27165149	27171859	1,657
-94,92... - 94,85	29599342	29592162	1,742
-94,85... - 94,77	31077896	31076672	0,048
-94,77... - 94,70	31442768	31451264	2,296
-94,70... - 94,62	30654168	30649690	0,654
-94,62... - 94,54	28797707	28793386	0,648
-94,54... - 94,47	26069089	26068378	0,019
-94,47... - 94,39	22740153	22736842	0,482
-94,39... - 94,32	19114390	19112235	0,243
-94,32... - 94,24	15481999	15480026	0,251
-94,24... - 94,17	12083509	12080643	0,680
-94,17... - 94,09	9087796	9089648	0,377
-94,09... - 94,01	6586026	6589916	2,298
-94,01... - 93,94	4599256	4598228	0,230
-93,94... - 93,86	3094931	3093828	0,393
-93,86... - 93,79	2006844	2005694	0,659
-93,79... - 93,71	1253936	1252992	0,711

x	e_j	b_j	A_j
-93, 71 ... - 93, 63	754981	754881	0, 013
-93, 63 ... - 93, 56	438022	437468	0, 701
-93, 56 ... - 93, 48	244880	244425	0, 845
-93, 48 ... - 93, 41	131920	131524	1, 189
-93, 41 ... - 93, 33	68481	68122	1, 882
-93, 33 ... - 93, 25	34255	34091	0, 785
-93, 25 ... - 93, 18	16511	16382	1, 008
-93, 18 ... - 93, 10	7669	7503	3, 593
-93, 10 ... - 93, 03	3432	3361	1, 469
-93, 03 ... - 92, 95	1480	1467	0, 114
-92, 95 ... - 92, 87	615	595	0, 650
-92, 87 ... - 92, 80	246	235	0, 492
-92, 80 ... + ∞	151	140	0, 801

Tab. C.1: Berechnungen zum χ^2 -Test

C.3 Ergänzende Ergebnisse des SSCL-Algorithmus

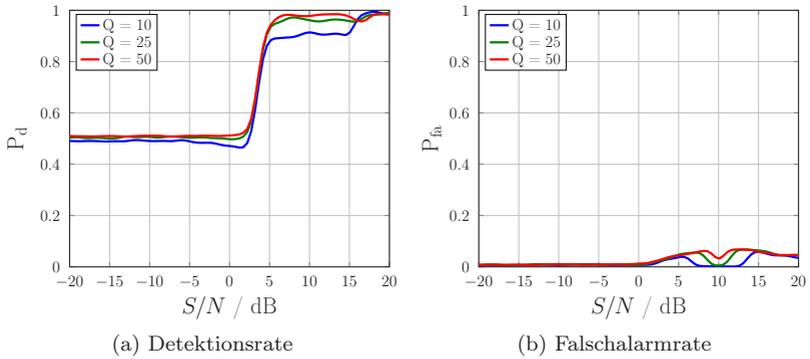


Abb. C.2: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.2

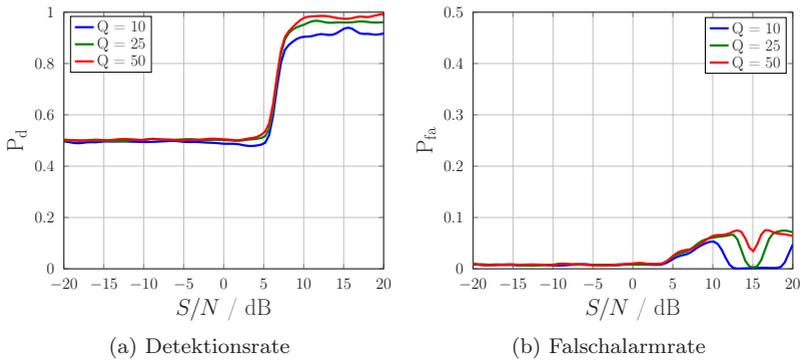


Abb. C.3: Auswertung des SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.3

C.4 Ergebnisse des modifizierten SSCL-Algorithmus

In Abschnitt 3.3.2.1 dieser Arbeit erfolgte die Evaluation des SSCL-Algorithmus. Dort wurden die Vor- und Nachteile des Algorithmus herausgestellt und z.B. auf die Abhängigkeit des zufälligen Startpunktes für den Prototypeninitialisierung eingegangen. In diesem Kapitel wird ergänzend zum oben genannten Kapitel eine Modifikation bzgl. der Initialisierung des Prototyps P_1 vorgenommen. Anders als es der ursprüngliche SSCL-Algorithmus vorsieht, wird P_1 beim Start nicht zufällig innerhalb des Datenbereichs gewählt, sondern mit dem Minimum des vorliegenden Leistungsdichtespektrums initialisiert. Diese Festlegung erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass der SSCL-Algorithmus im ersten Iterationsschritt die Sub-Verteilung der Rauschleistungsdichte findet und mit P_1 möglichst optimal repräsentiert. Abb. C.4 zeigt das Evaluierungsergebnis für Testszenario 1 mit den Werten $Q = 5, 10, 25$ und 50 für das Cluster-Gültigkeitskriterium in 3.25. Während der Wert $Q = 5$ und $Q = 50$ sich nicht zur Kanalsegmentierung eignet, erreichen die Werte für $Q = 10$ und $Q = 25$ sogar eine Detektionsrate von $P_d = 1$ bei einer Falschalarmrate $P_{fa} < 0,005$ in den benachbarten Frequenzbereichen. Die Auswertungen der Testszenarien 2-1 bis 2-4 sind in Abb. C.5, C.6, C.7 und C.8 dargestellt. Anhand des Testszenarios 2-1 wird ersichtlich, dass auch der modifizierte SSCL-Algorithmus wie der ursprüngliche SSCL-Algorithmus oder der RSSCL-Algorithmus von der Anzahl und Position der Sub-Verteilungen abhängig ist.

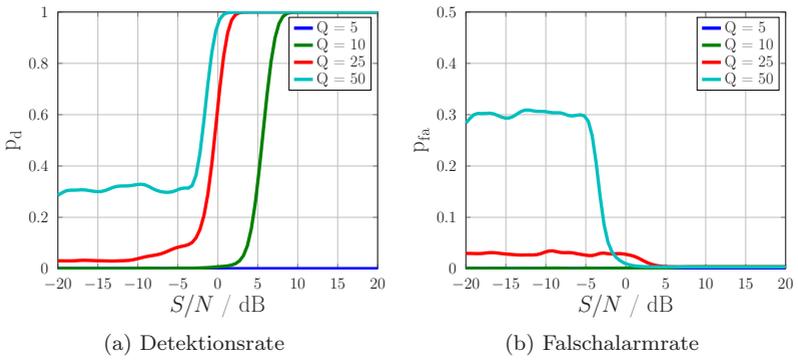


Abb. C.4: Auswertung des modifizierten SSCL-Verfahrens für Testszenario 1

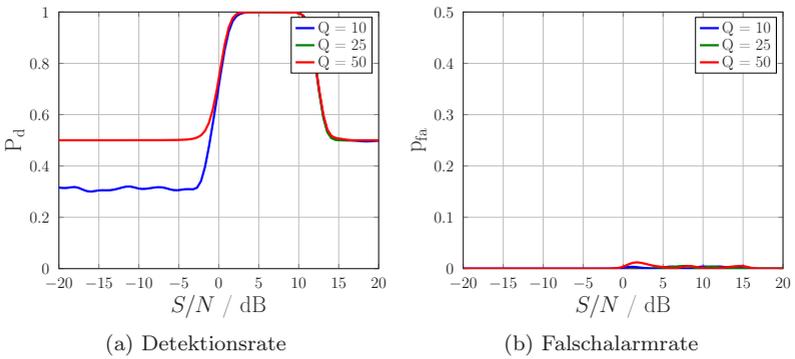


Abb. C.5: Auswertung des modifizierten SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.1

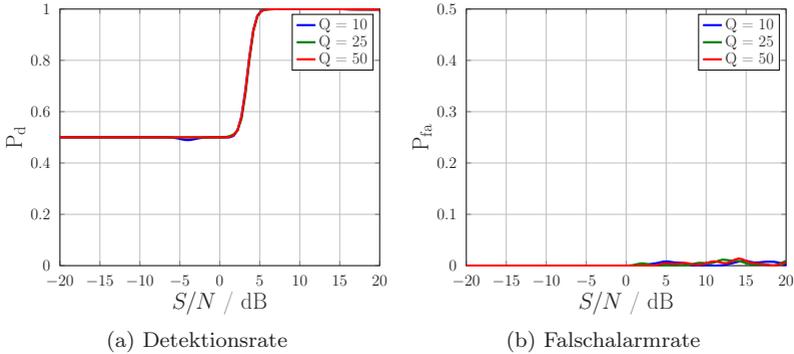


Abb. C.6: Auswertung des modifizierten SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.2

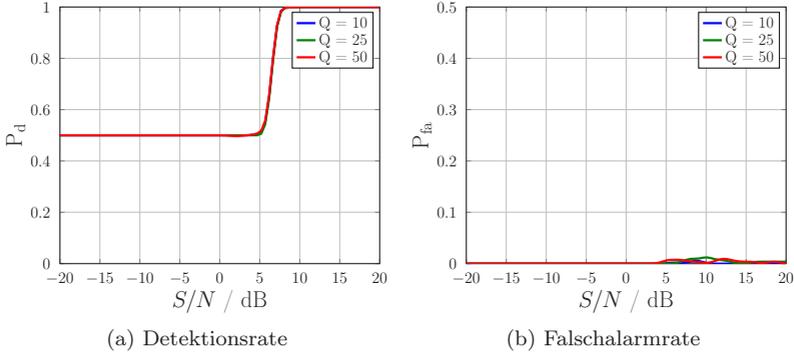


Abb. C.7: Auswertung des modifizierten SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.3

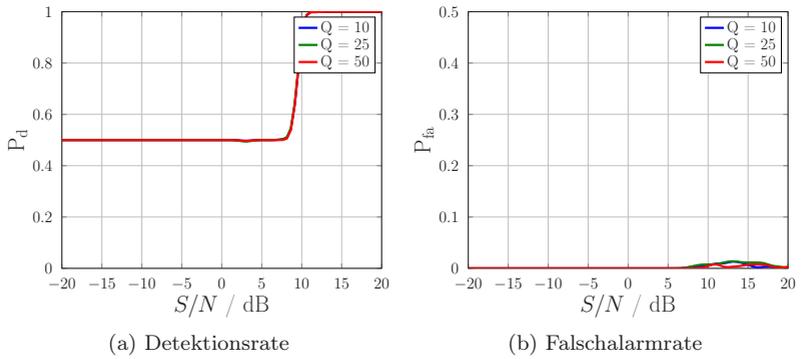


Abb. C.8: Auswertung des modifizierten SSCL-Verfahrens für Testszenario 2.4

D Ergebnisse

Modulationsartenklassifikation

D.1 Berechnung von Kumulanten höherer Ordnung

$$C_{40}\{x[k]\} = E\{x[k]^4\} - 3E\{x[k]^2\}^2 \quad (\text{D.1})$$

$$C_{41}\{x[k]\} = E\{x[k]^3x[k]^*\} - 3E\{x[k]^2\}E\{x[k]x[k]^*\} \quad (\text{D.2})$$

$$C_{42}\{x[k]\} = E\{x[k]^2x[k]^{*2}\} - E\{x[k]^2\}E\{x[k]^{*2}\} - 2E\{x[k]x[k]^*\}^2 \quad (\text{D.3})$$

$$C_{80}\{x[k]\} = E\{x[k]^8\} - 28E\{x[k]^6\}E\{x[k]^2\} - 35E\{x[k]^4\}^2 + 420E\{x[k]^2\}^2E\{x[k]^4\} - 630E\{x[k]^2\}^4 \quad (\text{D.4})$$

D.2 Ergänzende Ergebnisse zur Zeitsynchronisation

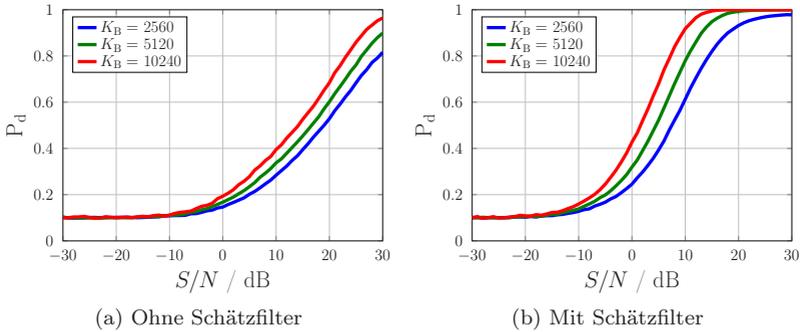


Abb. D.1: Zeitsynchronisation für unterschiedliche Symbolvektorenlängen K und einem Roll-Off-Faktor von $\alpha = 0$

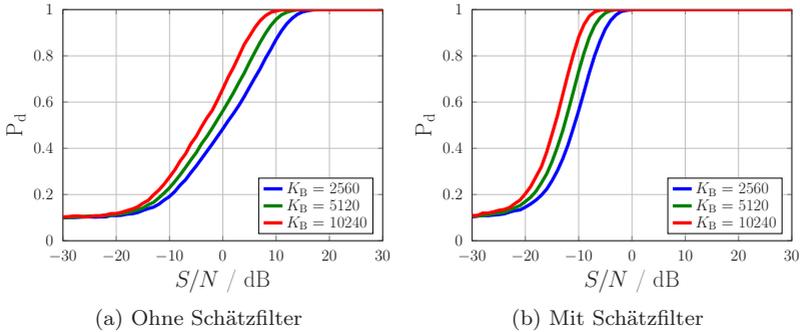


Abb. D.2: Zeitsynchronisation für unterschiedliche Symbolvektorenlängen K und einem Roll-Off-Faktor von $\alpha = 1$

D.3 Ergänzende Ergebnisse zur Frequenzsynchronisation

	BPSK	4- PSK	8- PSK	16- PSK	16- QAM	32- QAM	64- QAM
$E_{2,0}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{2,1}(x[k])$	1	1	1	1	1	1	1
$E_{4,0}(x[k])$	1	1	0	0	-0,68	-0,19	-0,62
$E_{4,1}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{4,2}(x[k])$	1	1	1	1	1,32	1,31	1,38
$E_{6,0}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{6,1}(x[k])$	1	1	0	0	-1,32	-0,31	-1,3
$E_{6,2}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{6,3}(x[k])$	1	1	1	1	1,96	1,9	2,23
$E_{8,0}(x[k])$	1	1	1	0	2,2	-0,73	1,91
$E_{8,1}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{8,2}(x[k])$	1	1	0	0	-2,48	-0,74	-2,76
$E_{8,3}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{8,4}(x[k])$	1	1	1	1	3,12	2,90	3,96
$E_{16,0}(x[k])$	1	1	1	1	27,76	-14,4	46,25
$E_{16,1}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{16,2}(x[k])$	1	1	0	0	-27,93	15,57	-50,33
$E_{16,3}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{16,4}(x[k])$	1	1	1	0	27,13	-6,58	56,59
$E_{16,5}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{16,6}(x[k])$	1	1	0	0	-27,41	-8,33	-64
$E_{16,7}(x[k])$	1	0	0	0	0	0	0
$E_{16,8}(x[k])$	1	1	1	1	28,05	19,53	68,96

Tab. D.1: Momente höherer Ordnung für verschiedene Modulationsarten bei einer Signalvarianz von Eins

E Monitoring Equipment

E.1 Horizontaler Rundstrahler

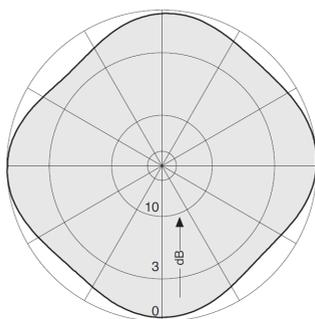


Abb. E.1: H-Plane der horizontal polarisierten Kathrein UHF75010270 bei etwa 600 MHz [339]

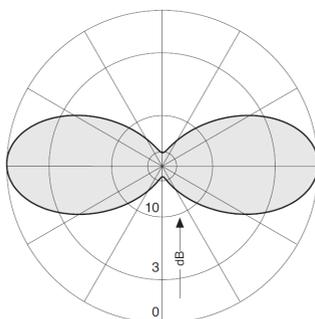


Abb. E.2: V-Plane der horizontal polarisierten Kathrein UHF75010270 bei etwa 600 MHz [339]

Literaturverzeichnis

- [1] M. Cave, C. Doyle, and W. Webb, *Essentials of Modern Spectrum Management*, ser. Cambridge Wireless Essentials Series, W. Webb and S. Dixit, Eds. Cambridge University Press, 2007.
- [2] P. Vaccani, “Combining Automated Monitoring With a National Licensing Database for Radio Spectrum Enforcement,” in *IEEE National Symposium on Electromagnetic Compatibility*, Denver, CO, USA, 1989, pp. 228–233.
- [3] International Telecommunication Union, *Handbook Spectrum Monitoring*, W. P. C. Study Group 1, Ed. ITU Radiocommunication Bureau, 2011.
- [4] —, “Key ICT indicators for developed and developing countries and the world (totals and penetration rates),” *ICT Indicators database*, 2011, online: <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/2995/umfrage/entwicklung-der-weltweiten-mobilfunkteilnehmer-seit-1993>, zuletzt abgerufen 14.10.2013.
- [5] —, *Handbook National Spectrum Management*, S. G. 1, Ed. ITU Radiocommunication Bureau, 2005.
- [6] R. Trautmann, “The Radio Monitoring Service in Germany,” in *7th International Symposium on Electromagnetic Compatibility and Electromagnetic Ecology*, Saint-Petersburg, Russia, 2007, pp. 109–112.
- [7] H. M. (Madjar), *National Spectrum Management*. Wiley, 2016. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=8044355>
- [8] T. Yucek and H. Arslan, “A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications,” *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, vol. 11, no. 1, pp. 116–130, 2009.
- [9] M. McHenry, “NFS Spectrum Occupancy Measurements Project Summary,” *Shared Spectrum Co. Technical Report*, 2005,

- online: <http://www.sharespectrum.com/papers/spectrum-reports/>, zuletzt abgerufen 15.10.2013.
- [10] Federal Communications Commission, “Spectrum Policy Task Force Report,” *Technical Report 02-135*, 2002, online: http://hraunfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/DOC-228542A1.pdf, zuletzt abgerufen 19.10.2013.
 - [11] M. Islam, C. Koh, S. W. Oh, X. Qing, Y. Lai, C. Wang, Y.-C. Liang, B. Toh, F. Chin, G. Tan, and W. Toh, “Spectrum Survey in Singapore: Occupancy Measurements and Analyses,” in *3rd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, CrownCom 2008*, Singapore, 2008, pp. 1–7.
 - [12] T. Weiss and F. Jondral, “Spectrum Pooling: An Innovative Strategy for the Enhancement of Spectrum Efficiency,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 42, no. 3, pp. 8–14, 2004.
 - [13] R. Murty, R. Chandra, T. Moscibroda, and P. Bahl, “SenseLess: A Database-Driven White Spaces Network,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 11, no. 2, pp. 189–203, 2012.
 - [14] M. M. Öner, “Air Interface Identification for Software Radio Systems,” Ph.D. dissertation, Institut für Nachrichtentechnik Universität Karlsruhe, 2004.
 - [15] M. Mueck and D. Noguét, “TV White Space Standardization and Regulation in Europe,” in *2nd International Conference on Wireless Communication, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace Electronic Systems Technology, Wireless VITAE 2011*, Chennai, India, Februar 2011, pp. 1–5.
 - [16] M. Mueck, M. Di Renzo, M. Debbah, and T. Renk, “Combination of Centralized & Decentralized Database and Terminal-Based Spectrum Sensing for Secondary Spectrum Access,” in *IEEE International Conference on Wireless Information Technology and Systems, ICWITS 2010*, Honolulu, HI, USA, August 2010, pp. 1–4.
 - [17] J. Zhang, Y. Chen, H. Zhao, L. Cao, and H. Wu, “A Spectrum Map based Dynamic Spectrum Management Framework,” in *2015 IEEE International Wireless Symposium (IWS 2015)*, Shenzhen, China, March 2015, pp. 1–4.

-
- [18] IEEE Communication Society, “IEEE Standard for Policy Language Requirements and System Architectures for Dynamic Spectrum Access Systems,” *IEEE Std 1900.5-2011*, pp. 1–51, Jan 2012.
- [19] J. Lopatka and K. Fedko, “Efficient Management of Radio Networks with Dynamic Spectrum Access,” in *2017 Signal Processing Symposium (SPSymposium)*, Jachranka, Polen, Sept 2017, pp. 1–5.
- [20] International Telecommunication Union, “Automatic Monitoring of Occupancy of the Radio-Frequency Spectrum,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.182-5*, 2007.
- [21] —, “Spectrum Occupancy Measurement,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.1880*, 2011.
- [22] M. Mehdawi, N. Riley, K. Paulson, A. Fanan, and mahmed Ammar, “Spectrum Occupancy Survey In HULL - UK for Cognitive Radio Applications: Measurement & Analysis,” *International Journal of Scientific & Technology Research*, vol. 2, April 2013, issue 4.
- [23] V. Blaschke, H. Jaekel, T. Renk, C. Kloeck, and F. Jondral, “Occupation Measurements Supporting Dynamic Spectrum Allocation for Cognitive Radio Design,” in *2nd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, CrownCom 2007*, Orlando, FL, USA, August 2007, pp. 50–57.
- [24] M. Mehdawi, N. Riley, M. Ammar, and M. Zolfaghari, “Comparing Historical and Current Spectrum Occupancy Measurements in the Context of Cognitive Radio,” in *20th Telecommunications Forum, TELFOR 2012*, Belgrade, Serbia, Nov 2012, pp. 623–626.
- [25] O. Dobre and R. Inkol, “Blind Signal Identification: Achievements, Trends, and Challenges,” in *9th International Conference on Communications, COMM 2012*, Bucharest, Romania, 2012, pp. 349–352.
- [26] W. A. Gardner, *Cyclostationarity in Communications and Signal Processing*, W. A. Gardner, Ed. IEEE Press, 1994.
- [27] A. Gorcin and H. Arslan, “Template matching for signal identification in cognitive radio systems,” in *MILITARY COM-*

- MUNICATIONS CONFERENCE, MILCOM 2012*, Orlando, FL; USA, 2012, pp. 1–6.
- [28] C. Körner, “Cognitive Radio - Kanalsegmentierung und Schätzung von Periodizitäten,” Ph.D. dissertation, Institut für Nachrichtentechnik Universität Karlsruhe, 2010.
- [29] A. Gorcin, H. Arslan, and B. Thiagarajan, “Signal identification for cognitive radio,” in *IEEE Dynamic Spectrum Access Networks DySPAN*, Chicago, IL, USA, October 2008. [Online]. Available: http://dyspan2008.ieee-dyspan.org/Uploads/Public/Docs_DYSPAN_2008/USF_Demo_IEEEDySPAN2008.pdf
- [30] P. Vaccani, “Occupancy Measurement Methods in the Radio Frequency Spectrum and Their Use,” in *IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility, Symposium Record*, Seattle, WA, USA, 1988, pp. 242–246.
- [31] A. D. Spaulding and G. Hagn, “On the Definition and Estimation of Spectrum Occupancy,” *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. EMC-19, no. 3, pp. 269–280, 1977.
- [32] H.-S. Yim, Y.-H. Lee, and K.-S. Kim, “Intelligent Radio Monitoring System for Efficient Spectrum Management,” in *Proceedings of the 3rd WSEAS International Conference on Circuits, Systems, Signal and Telecommunications*, ser. CISST’09. Stevens Point, Wisconsin, USA: World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), 2009, pp. 35–39. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1519489.1519495>
- [33] P. Raush, J. Kub, and E. Gray, “Automatic Radio Frequency Monitoring Measurements,” in *IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility*, vol. 2, Seattle, WA, USA, August 1999, pp. 716–721.
- [34] P. Raush, J. Kub, B. Bedford, T. Sparkman, S. Davidson, and E. Gray, “The Radio Frequency Interference Monitoring System (RFIMS),” in *IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility*, vol. 2, Denver, CO, USA, August 1998, pp. 679–684.
- [35] K. Fanghänel, K. anel, K. Kollmann, F. Raps, and H.-C. Zeidler, “Classifying Emitters in the High Frequency Range with Self-Organizing Maps,” in *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS*

-
- International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 2000*, vol. 6, Como, France, 2000, pp. 265–269 vol.6.
- [36] V. Bezruk, O. Fedorov, and Z. Němec, “Detecting Unknown Signals in Radio Monitoring Systems,” in *2017 27th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA)*, Brno, Tschechische Republik, April 2017, pp. 1–4.
- [37] M. Eric and M. Skender, “Automatic Band Segmentation Based on Spatio-Frequency Processing Using MUSIC Algorithm,” in *Vehicular Technology Conference, 1999. VTC 1999 - Fall. IEEE VTS 50th*, vol. 4, Amsterdam, Netherlands, 1999, pp. 2019–2023 vol.4.
- [38] F. Jondral, *Funksignalanalyse*. Teubner, 1991.
- [39] M. A. Lagunas, A. I. Perez-Neira, P. Stoica, and M. A. Rojas, “Spectrum Labeling for Cognitive Radio Systems: Candidate Spectral Estimation,” in *Proceedings of the 1st IAPR workshop on Cognitive Information Processing, CIP 2008*, Santorini, Greece, Juni 2008, pp. 7–11.
- [40] F. Raps, K. Fanghanel, K. Kollmann, and H.-C. Zeidler, “HF Band Emitter Detection and Segmentation Based on Image Processing,” in *Military Communications Conference, 2001. MILCOM 2001. Communications for Network-Centric Operations: Creating the Information Force. IEEE*, vol. 1, McLean, Virginia USA, Oct 2001, pp. 428–431 vol.1.
- [41] R. Schmidt, “Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 34, no. 3, pp. 276–280, 1986.
- [42] F. Quint, J. Reichert, and H. Roos, “Emitter Detection and Tracking Algorithm for a Wide Band Multichannel Direction-Finding System in the HF-Band,” in *IEEE Military Communications Conference Proceedings, MILCOM 1999.*, vol. 1, Atlantic City, NJ, USA, October 1999, pp. 212–216 vol.1.
- [43] D. Bao, L. De Vito, and S. Rapuano, “Spectrum Segmentation for Wideband Sensing of Radio Signals,” in *Proceedings of the IEEE International Workshop on Measurements and Networking, MN 2011*, Anacapri, Italy, 2011, pp. 47–52.

- [44] —, “A Histogram-Based Segmentation Method for Wideband Spectrum Sensing in Cognitive Radios,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 62, no. 7, pp. 1900–1908, 2013.
- [45] T. J. O’Shea, T. C. Clancy, and H. J. Ebeid, “Practical Signal Detection and Classification in GNU Radio,” in *SDR Forum Technical Conference SDR’07*. Denver, CO, USA: Laboratory for Telecommunications Sciences, US Department of Defence, November 2007.
- [46] S. Tascioglu and O. Uereten, “Bayesian Wideband Spectrum Segmentation for Cognitive Radios,” in *Proceedings of 18th International Conference on Computer Communications and Networks, ICCCN 2009*, San Francisco, CA, USA, 2009, pp. 1–6.
- [47] L. V. Dominguez, J. P. Borrallo, J. P. Garcia, and B. R. Mezcuca, “A General Approach to the Automatic Classification of Radiocommunication Signals,” *Signal Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 239–250, 1991.
- [48] K. Fanghänel, “HF-Signalklassifikation mit Selbst-Organisierenden Karten,” Ph.D. dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, 2001.
- [49] D. Pham, “Edge-Adaptive Clustering for Unsupervised Image Segmentation,” in *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, vol. 1, Vancouver, BC, Canada, 2000, pp. 816–819 vol.1.
- [50] Y.-J. Zhang and Z.-Q. Liu, “Self-Splitting Competitive Learning: A new On-line Clustering Paradigm,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 2, pp. 369–380, 2002.
- [51] Z. Yun, F. Boqin, and L. Lianmeng, “Robust Self-Splitting Competitive Learning for Data Clustering,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, IRI 2008.*, Las Vegas, NV, USA, July 2008, pp. 302–307.
- [52] F. Javed, I. Shafi, and A. Mahmood, “A Novel Radio Mode Identification Approach for Spectrum Sensing in Cognitive Radios,” *International Journal of Communication Networks and*

- Information Security, IJCNIS*, vol. 4, no. 2, pp. 86–90, August 2012.
- [53] F. Liedtke, *Verfahren zur automatischen Segmentierung von Frequenzspektren - Grundlagen und Rechnersimulationen*, ser. Technischer Bericht 4-96. Forschungsgesellschaft für Angewandte Naturwissenschaften e.V. (FGAN), 1996.
- [54] Z. Zhu and A. K. Nandi, *Automatic Modulation Classification: Principles, Algorithms, and Applications*. John Wiley & Sons Ltd, 2015.
- [55] M. Mühlhaus, “Automatische Modulationartenerkennung in MIMO-Systemen,” Ph.D. dissertation, Institut für Nachrichtentechnik Universität Karlsruhe, 2014.
- [56] A. Swami and B. Sadler, “Hierarchical Digital Modulation Classification using Cumulants,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 3, pp. 416–429, Mar 2000.
- [57] J. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. Hanly, A. Lozano, A. Soong, and J. Zhang, “What Will 5G Be?” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, June 2014.
- [58] P. Pirinen, “A brief Overview of 5G Research Activities,” in *1st International Conference on 5G for Ubiquitous Connectivity (5GU)*, Akaslompolo, Finland, Nov 2014, pp. 17–22.
- [59] C.-L. I, C. Rowell, S. Han, Z. Xu, G. Li, and Z. Pan, “Toward Green and Soft: a 5G Perspective,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, pp. 66–73, February 2014.
- [60] W. Liu, S. Han, and C. Yang, “Energy Efficiency Comparison of Massive MIMO and Small Cell Network,” in *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, Atlanta, GA, USA, Dec 2014, pp. 617–621.
- [61] E. Dahlman, G. Mildh, S. Parkvall, J. Peisa, J. Sachs, Y. Selén, and J. Sköld, “5G Wireless Access: Requirements and Realization,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 12, pp. 42–47, December 2014.
- [62] H. Munz, “Anforderungen an SOA- und Echtzeitfähigkeit für Industrie 4.0,” in *VDE-Fachtagung Zukunft der Netze*, Tübingen, Germany, September 2015.

- [63] M. Heidrich, “Funk für Industrie 4.0 - Anwendungsszenarien, Cognitive Radio,” in *Workshop Funkkommunikation für Industrie 4.0, ITG Fachausschuss 7.2*, Berlin, Germany, 2015.
- [64] D. Withers, *Radio Spectrum Management*, 2nd ed. The Institution of Electrical Engineers, 1999.
- [65] W. Wiesbeck, “Hertz: Eine große Entdeckung, die bis heute Wellen schlägt,” in *Festakt für Heinrich Hertz: 125 Jahre Strahlen elektrischer Kraft*, Karlsruhe, Germany, December 2013.
- [66] J. Grosskopf, *Wellenausbreitung*. Bibliographisches Institut Mannheim/Wien/Zürich, 1970.
- [67] M. Cooper, “Antennas Get Smart,” *Scientific American*, Juli 2003.
- [68] —, “The Myth of Spectrum Scarcity,” online: <http://dynallc.com/wp-content/uploads/2012/12/themythofspectrumscarcity.pdf>, zuletzt abgerufen 02.01.2016.
- [69] G. Staple and K. Werbach, “The End of Spectrum Scarcity [Spectrum Allocation and Utilization],” *IEEE Spectrum*, vol. 41, no. 3, pp. 48–52, March 2004.
- [70] International Telecommunication Union, “New Spectrally Efficient Techniques And Systems,” *Report ITU-R SM.856-1*, 1997.
- [71] J. Reed, M. Vassiliou, and S. Shah, “The Role of New Technologies in Solving the Spectrum Shortage,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 104, no. 6, pp. 1163–1168, June 2016.
- [72] R. Tanbourgi, H. Jäkel, and F. Jondral, “Cooperative Interference Cancellation Using Device-to-Device Communications,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 6, pp. 118–124, June 2014.
- [73] International Telecommunication Union, “Frequency and Distance Separations,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.337-6*, 2008.
- [74] J. Mitola, “Cognitive Radio for Flexible Mobile Multimedia Communications,” in *IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications, MoMuC '99*, San Diego, CA, USA, November 1999, pp. 3–10.
- [75] M. Stewart, “Building of Automated Tools for Management and use of the Electromagnetic Spectrum,” in *IEEE International*

- Symposium on Electromagnetic Compatibility. Symposium Record. Compatibility in the Loop.*, Chicago, IL, USA, Aug 1994, pp. 16–21.
- [76] A. Riaz, “National Spectrum Management,” in *ITU Workshop on National Spectrum Management and Spectrum Management, System for Developing Countries (SMS4DC)*, Suva, Fiji, 2016.
- [77] T. Tjelta and R. Struzak, “Spectrum Management Overview,” *URSI Radio Science Bulletin*, vol. 85, no. 1, pp. 25–28, March 2012.
- [78] International Telecommunication Union, “Coordination Procedures,” online: <http://www.itu.int/en/ITU-R/terrestrial/fmd/Pages/coordination.aspx>, zuletzt abgerufen 12.01.2016. [Online]. Available: <http://www.itu.int/en/ITU-R/terrestrial/fmd/Pages/coordination.aspx>
- [79] —, “A Method of Spectrum Management to be used for Aiding Frequency Assignment for Terrestrial Services in Border Areas,” *Report ITU-R SM.1049-1*, 1995.
- [80] H. Mazar, “Guiding Principles in National RF Spectrum Management,” in *Regional Symposium on Electromagnetic Compatibility, 1992: From a Unified Region to a Unified World*, Tel-Aviv, Israel, November 1992, pp. 2–5.
- [81] R. Cowgill, “National EMC by Design,” *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. 14, no. 1, pp. 16–20, 1972.
- [82] R. Gabriel and P. Scheele, “Funkfrequenzen für die 5. Mobilfunkgeneration und deren Zuweisungsverfahren,” *ITG News, Digitale Trends - Eine Reise ins Jahr 2050*, no. 1, pp. 10–13, Januar 2017.
- [83] A. Riaz, “National Table for Frequency Allocation (NTFA),” in *ITU Workshop on National Spectrum Management and Spectrum Management, System for Developing Countries (SMS4DC)*, Suva, Fiji, 2016.
- [84] International Telecommunication Union, “Spectrum Occupancy Measurements and Evaluation,” *Recommendation ITU-R SM.2256*, 2012.
- [85] —, “Definition of Spectrum Use and Efficiency of a Radio System,” *Recommendation ITU-R SM.1046-2*, 2006.

- [86] P. Gerdson, *Digitale Übertragungstechnik*. Teubner, 1983.
- [87] K. Küpfmüller, “Einschwingvorgänge in wellenfiltern,” *Elektrische Nachrichtentechnik*, pp. 141–152, 1924.
- [88] W. Plassmann and D. Schulz, *Handbuch Elektrotechnik*. Springer Vieweg, 2013, vol. 6.
- [89] Dietmar Rudolph, “Einführung in die Signal- und System-Theorie,” *Vorlesungsskript an der TFH Berlin*, 2006, online: http://www.diru-beze.de/signale/skripte/SuS_SS06/Einfuehrung_SuS_SS06s.pdf, zuletzt abgerufen 5.01.2019.
- [90] C. E. Shannon, *The Mathematical Theory of Communicatioin*. University of Illinois Press, 1949.
- [91] K. Goldhammer, M. Schmid, T. Wichmann, and N. Dufft, *Effektivität und Effizienz der Nutzung von Rundfunkfrequenzen in Deutschland*. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie (BMWi), 2006.
- [92] S. Felder, *Frequenzallokation in der Telekommunikation, Ökonomische Analyse der Vergabe von Frequenzen unter besonderer Berücksichtigung der UMTS-Auktionen*. Peter Lang Europäischer Verlag der Wissenschaften, 2004.
- [93] ARD Tagesschau, “Frequenzen für 5,1 Milliarden Euro,” *tagesschau.de*, 2015, online: <http://www.tagesschau.de/inland/mobilfunkfrequenzen-101.html>, zuletzt abgerufen 20.04.2016.
- [94] V. Muthukumar, A. Daruna, V. Kamble, K. Harrison, and A. Sahai, “Whitespaces after the USA’s TV Incentive Auction: A Spectrum Reallocation Case Study,” in *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, London, Great Britain, June 2015, pp. 7582–7588.
- [95] Radiocommunication Agency, “Strategy for the Future Use of the Radio Spectrum in the UK,” 2002, online: http://msl1.mit.edu/classes/5cmi2/2005/lect_04/CMI_Spectrum_Policy_Readings_Lehr_2004_Lec4/spectrum-strategy2002.pdf, zuletzt abgerufen 05.04.2016.
- [96] K. Sverian, J. Haule, and M. Kisangiri, “Review Of Radio Propagation Properties And Applications In Different Frequency Bands,” *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 2, no. 11, Nov 2013.

- [97] F. Peng, Y. Gao, and L. Cuthbert, “Reviews on Cognitive Access to TV White Space,” in *7th International ICST Conference on Communications and Networking in China (CHINACOM)*, Kun Ming, China, Aug 2012, pp. 727–732.
- [98] M. Nekovee, “A Survey of Cognitive Radio Access to TV White Spaces,” in *International Conference on Ultra Modern Telecommunications Workshops*, St. Petersburg, Russia, Oct 2009, pp. 1–8.
- [99] —, “Cognitive Radio Access to TV White Spaces: Spectrum Opportunities, Commercial Applications and Remaining Technology Challenges,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum*, Singapore, April 2010, pp. 1–10.
- [100] G. P. Villardi, C. S. Sum, C. Sun, Y. Alemseged, Z. Lan, and H. Harada, “Efficiency of Dynamic Frequency Selection Based Coexistence Mechanisms for TV White Space Enabled Cognitive Wireless Access Points,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 19, no. 6, pp. 69–75, December 2012.
- [101] P. Palka, “TV White Space Utility in Urban and Rural Environments,” in *IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB 2015)*, Ghent, Belgium, June 2015, pp. 1–8.
- [102] F. Paisana, N. Marchetti, and L. A. DaSilva, “Radar, TV and Cellular Bands: Which Spectrum Access Techniques for Which Bands?” *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 16, no. 3, pp. 1193–1220, 2014.
- [103] J. W. Mwangoka, P. Marques, and J. Rodriguez, “Exploiting TV white spaces in Europe: The COGEU approach,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Aachen, Germany, May 2011, pp. 608–612.
- [104] P. D. Sutton, T. K. Forde, J. Tallon, J. C. Ribeiro, P. Marques, and P. Kryszkiewicz, “The FP7 COGEU TV White Space Radio Transceiver,” in *Proceedings of the Wireless Innovation Forum: SDR WInnComm*, Rome, Italy, 2014.
- [105] Federal Communications Commission, “Third Memorandum Opinion and Order,” *FCC 12-36*, 2012.

- [106] J. van de Beek, J. Riihijarvi, A. Achtzehn, and P. Mahonen, “TV White Space in Europe,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 11, no. 2, pp. 178–188, Feb 2012.
- [107] O. Holland, B. Bochow, and K. Katzis, “IEEE 1900.6b: Sensing Support for Spectrum Databases,” in *IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN)*, Turin, Italy, Oct 2015, pp. 199–205.
- [108] International Telecommunication Union, “IMT Vision - Framework and Overall Objectives of the Future Development of IMT for 2020 and beyond,” *ITU-M Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.2083-0*, 2015.
- [109] T. Kürner, U. Reimers, K. L. Chee, T. Jansen, F. Juretzek, and P. Schlegel, “Untersuchung der zukünftigen Frequenzbedarfe des terrestrischen Fernsehens und des Mobilfunkdienstes sowie weiterer Funknutzungen im Frequenzband 470-790 MHz sowie Bewertung von Optionen zur Verteilung der Frequenznutzungen unter sozio-ökonomischen und frequenztechnischen Gesichtspunkten insbesondere im Teilfrequenzband 694-790 MHz,” *Abschlussbericht des Instituts für Nachrichtentechnik der Technischen Universität Braunschweig zum Sachverständigenauftrag (Projekt-Nr: 85/12) des Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie*, 2013.
- [110] P. Lamy, “Results of the Work of the High Level Group on the Future Use of the UHF Band (470-790 MHz),” 2014.
- [111] J. Afonso, “Long Term Vision for the UHF Broadcasting Band,” in *9th Annual Spectrum Management European Conference*, Brussels, Belgium, 2014.
- [112] M. Jacklin, P. MacAvock, and A. Oliphant, “Facts about DVB-T,” *DVB comments on the DVB-T Digital Terrestrial Broadcasting Standard*, 1998, online: <http://www.bjpace.com.cn/data/tec/tec-DVB/DVB-20Publications/pcm110rev6.pdf>, zuletzt abgerufen 18.04.2016.
- [113] European Broadcasting Union, “Digital Video Broadcasting (DVB); Framing Structure, Channel Coding and Modulation for Digital Terrestrial Television,” *ETSI EN 300 744*, vol. 1.6.1, 2009.
- [114] —, “Digital Video Broadcasting (DVB); Frame Structure Channel Coding and Modulation for a Second Generation Digital

- Terrestrial Television Broadcasting System (DVB-T2),” *ETSI EN 300 755*, 2015.
- [115] International Telecommunication Union, “Frequency and Network Planning Aspects of DVB-T2,” *ITU-R Report Broadcasting Service ITU-R BT.2254*, 2012.
- [116] European Radiocommunications Committee (ERC), “Compatibility and Sharing Analysis Between DVB-T and Talkback Links in Bands IV and V,” *ERC Report 89*, 2000.
- [117] X. Lin, Y. Fang, G. Wei, and D. Zhang, “Compatibility Analysis between Cognitive Radio and DVB-T System,” in *IEEE International Conference on Communications Technology and Applications, ICCTA '09*, Beijing, China, Oct 2009, pp. 462–466.
- [118] Federal Communication Commission, “Radio and Television Broadcast Rules 47 CFR Part 73,” 2012, online: <http://transition.fcc.gov/mb/audio/bickel/amfmrule.html>, zuletzt abgerufen 05.04.2016.
- [119] H. S. Chen and W. Gao, “Spectrum Sensing for FM Wireless Microphone Signals,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum*, Singapore, April 2010, pp. 1–5.
- [120] M. Fitch, “Perspectives and Problems of Opportunistic and Dynamic Spectrum Management,” in *XXXth URSI General Assembly and Scientific Symposium*, Istanbul, Turkey, Aug 2011, pp. 1–4.
- [121] D. Romero and R. López-Valcarce, “Spectrum Sensing for Wireless Microphone Signals Using Multiple Antennas,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 9, pp. 4395–4407, Nov 2014.
- [122] European Broadcasting Union, “Electromagnetic Compatibility and Radio Spectrum Matters (ERM); Wireless Microphones in the 25 MHz to 3 GHz Frequency Range; Part 1: Technical Characteristics and Methods of Measurement,” *ETSI EN 300 422-1*, vol. 1.3.2, 2015.
- [123] J. Notor, “The Evolution of Spectrum Sharing in the IEEE 802.22 WRAN Standards Process,” 2006, online: http://www.eecs.berkeley.edu/dtse/3r_notor.ppt, zuletzt abgerufen 05.04.2016.

- [124] C. Clanton, M. Kenkel, and Y. Tang, "Wireless Microphone Signal Simulation Method," *IEEE 802.22-07/0124r0*, 2007.
- [125] W. Rupprecht, K. Steinbuch, and S. Wendt, *Nachrichtenübertragung*. Springer, 1982.
- [126] M. J. Goodson, T. J. Kundmann, and J. A. Meunier, "Wireless Audio Equipment Using a Quadrature Modulation System," USA Schutzrecht US 2012/0 163 627 A1, July, 2012.
- [127] R. S. Dhillon and T. X. Brown, "Models for Analyzing Cognitive Radio Interference to Wireless Microphones in TV Bands," in *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, DySPAN 2008*, Chicago, USA, Oct 2008, pp. 1–10.
- [128] European Broadcasting Union, "Electromagnetic compatibility and Radio spectrum Matters (ERM); Cognitive Programme Making and Special Events (C-PMSE); Protocols for spectrum access and sound quality control systems using cognitive interference mitigation techniques," *ETSI TS 102 800*, 2011.
- [129] U. Beutnagel-Buchner, N. Hilbich, and A. Wilzeck, "C-PMSE - Improved Spectrum Utilization and Coexistence by Cognitive PMSE Systems: A Strategic Application-Oriented Research Development Project in Germany," in *2011 6th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM)*, Osaka, Japan, June 2011, pp. 296–300.
- [130] S. Schroeter, L. Zimmermann, O. Schwender, G. Fischer, and A. Koelpin, "Demonstrator of a Scanning Receiver Subsystem for Cognitive Professional Wireless Microphone Systems," in *2011 Technical Symposium at ITU Telecom World (ITU WT)*, Geneva, Switzerland, Oct 2011, pp. 193–198.
- [131] S. Dortmund, S. Sczyslo, and I. Rolfes, "Distance-dependent enhancement of a measurement based channel model for large concert halls," in *Proceedings of the 2012 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation*, Chicago, IL, USA, July 2012, pp. 1–2.
- [132] G. Schöne and R. Thelen-Bartholomew, "Dynamic Spectrum Access: Is TV whitespace the solution or only the start?" in *2nd International Symposium on Wireless Systems within*

- the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS-SWS)*, Offenburg, Germany, Sept 2014, pp. 2–8.
- [133] C. Cordeiro, K. Challapali, D. Birru, and S. Shankar, “IEEE 802.22: The First Worldwide Wireless Standard Based on Cognitive Radios,” in *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, DySPAN 2005*, Baltimore, USA, Nov 2005, pp. 328–337.
- [134] Y. Zhao, M. N. Anjum, and M. Song, “A New Interference Model for the IEEE 802.22 Cognitive WRAN,” in *23rd International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN)*, Shanghai, China, Aug 2014, pp. 1–8.
- [135] IEEE 802.16-2004, “IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks, Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access Systems,” 2004.
- [136] H. Ekstrom, A. Furuskar, J. Karlsson, M. Meyer, S. Parkvall, J. Torsner, and M. Wahlqvist, “Technical Solutions for the 3G Long-Term Evolution,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 44, no. 3, pp. 38–45, March 2006.
- [137] E. Yaacoub and Z. Dawy, “A Comparison of Uplink Scheduling in OFDMA and SCFDMA,” in *IEEE 17th International Conference on Telecommunications (ICT)*, Doha, Qatar, April 2010, pp. 466–470.
- [138] European Broadcasting Union, “LTE; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); User Equipment (UE) radio transmission and reception (3GG TS 36.101 version 8.10.0 Release 8),” *ETSI EN 136 101*, 2010.
- [139] Bundesnetzagentur, “Frequenzplan,” 2016, online: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/Telekommunikation/Unternehmen_Institutionen/Frequenzen/Grundlagen/Frequenzplan/frequenzplan-node.html, zuletzt abgerufen 05.05.2016.
- [140] A. Clegg, “SpectrumWiki: A framework for a crowd-sourced repository of information on spectrum usage,” in *US National Committee of URSI National Radio Science Meeting (USNC-URSI NRSM)*, Boulder, USA, Jan 2013, pp. 1–1.

- [141] D. Rother, “Analyse der TV-White-Space-Verfügbarkeit in Deutschland,” Master’s thesis, Technische Universität Braunschweig, 2012.
- [142] P. Palka and D. Rother, “TV White Spaces – Ein Überblick,” *Fachzeitschrift Fernseh- und Kinotechnische Gesellschaft e.V. (FKT)*, no. 3, pp. 97–101, 2012.
- [143] W. Krafft, “Hörfunk- und Fernsehsender in der Bundesrepublik Deutschland,” *Wittsmoor-Liste*, 2006.
- [144] International Telecommunication Union, “Internatioinal Monitoring System,” *Recommendation ITU-R SM.1139*, 1995.
- [145] R. Grabau and K. Pfaff, *Funkpeiltechnik*. Frankh’sche Verlagshandlung Stuttgart, 1989.
- [146] E. Bellini and A. Tosi, “System of Directed Wireless Telegraphy,” December 1909, uS Patent 943,960.
- [147] A. Rembovsky, A. Ashikhmin, V. Kozmin, and S. Smolskiy, *Radio Monitoring-Problems, Methods, and Equipment*. Springer Science+Business Media, 2009.
- [148] International Telecommunication Union, “Noise and Sensitivity of Receivers,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.331-4*, 1987.
- [149] L. Liu, X. Ji, P. Miao, and R. Zhang, “Design and Implementation of a Radio Monitor Station Management Information System,” in *Fifth International Conference on Computational and Information Sciences, ICCIS 2013*, Shiyang, China, Juni 2013, pp. 567–570.
- [150] J. Giesbrecht, “A monitoring tool for hf frequency management and license enforcement,” in *Ionospheric Radio Systems and Techniques, 2006. IRST 2006. 10th IET International Conference on*, Beijing, China, July 2006, pp. 263–267.
- [151] International Telecommunication Union, “Spectrum Management System for Developing Countries,” 2012, online: https://www.itu.int/en/ITU-D/Technology/Documents/SpectrumManagement/SMS4DC_%20ExecutiveSummary_E.pdf, zuletzt abgerufen 14.04.2016.

- [152] N. Baiysh, “Automated Spectrum Management System for Developing Countries,” in *Proceedings of the XXVIIIth URSI General Assembly*, New Delhi, India, October 2005.
- [153] International Telecommunication Union, “Design Guidelines for Developing Advanced Automated Spectrum Management Systems,” *Recommendation ITU-R SM.1370-1*, 1995.
- [154] M. Lopez-Benitez and F. Casadevall, “Methodological Aspects of Spectrum Occupancy Evaluation in the Context of Cognitive Radio,” in *European Wireless Conference, EW 2009*, Aalborg, Denmark, May 2009, pp. 199–204.
- [155] K. Patil, R. Prasad, and K. Skouby, “A Survey of Worldwide Spectrum Occupancy Measurement Campaigns for Cognitive Radio,” in *International Conference on Devices and Communications, ICDeCom 2011*, Mesra, Jharkhand, India, Feb 2011, pp. 1–5.
- [156] T. Taher, R. Bacchus, K. Zdunek, and D. Roberson, “Long-term Spectral Occupancy Findings in Chicago,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Aachen, Germany, May 2011, pp. 100–107.
- [157] F. Weidling, D. Datla, V. Petty, P. Krishnan, and G. Minden, “A Framework for R.F. Spectrum Measurements and Analysis,” in *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, DySPAN 2005*, Baltimore, MD, USA, Nov 2005, pp. 573–576.
- [158] K. Qaraqe, H. Celebi, A. Gorcin, A. El-Saigh, H. Arslan, and M.-S. Alouini, “Empirical Results for Wideband Multidimensional Spectrum Usage,” in *IEEE 20th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, Tokyo, Japan, Sept 2009, pp. 1262–1266.
- [159] G. Kagarura, D. Okello, and R. Akol, “Evaluation of Spectrum Occupancy: A Case for Cognitive Radio in Uganda,” in *IEEE Ninth International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN)*, Dec 2013, pp. 167–174.
- [160] L. Karpenko, V. Blagodarnyi, and P. Slobodianiuk, “Spectrum Management and Spectrum Monitoring During the EURO-2012 Event in Ukraine,” in *2013 International Symposium on*

- Electromagnetic Compatibility*, Bruegge, Belgien, Sept 2013, pp. 816–821.
- [161] International Telecommunication Union, “Spectrum Monitoring Evolution,” *Report ITU-R SM.2355*, 2015.
- [162] O. Postolache, P. S. Girão, S. Antunes, and F. Tavares, “RF Spectrum Monitoring and Management System based on an RF Receiver Multi-Server Architecture,” in *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*, vol. 1, Prague, Czech Republic, Sept 2011, pp. 176–179.
- [163] R. Li and J. Li, “A Novel Clouds based Spectrum Monitoring Approach for Future Monitoring Network,” in *The 2014 2nd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI 2014)*, Nov 2014, pp. 520–524.
- [164] J. Egle, “Funkaufklärungssysteme: Systematische Grundlagen,” in *Seminar Funkortung, Funkerfassung*, Wessling, Germany, March 2016.
- [165] International Telecommunication Union, “Prediction Methods for the Terrestrial Land Mobile Service in the VHF and UHF Bands,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R P.529-3*, 1999.
- [166] —, “VHF and UHF Propagation Curves for the Frequency Range from 30 MHz to 1000 MHz,” *Recommendation ITU-R P.370-7*, 1995.
- [167] F. Möhring, *Empfangstechnik im UHF-Bereich*. Loewe Opta GmbH, 1964, vol. 2.
- [168] A. F. Molisch, *Wireless Communications*, 2nd ed. Wiley, 2010.
- [169] Y. Singh, “Comparison of Okumura Hata and COST-231 Models on the Basis of Path Loss and Signal Strength,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 59, no. 11, pp. 37–41, December 2012.
- [170] F. Demmel, “Detektion, Peilung und Ortung von Breitbandsignalen,” in *Seminar Funkortung, Funkerfassung*, Wessling, Germany, March 2016.

-
- [171] A. Bensky, "Wireless positioning and location technologies," in *IEEE COMSOC Training*, New York, US, September 2015.
- [172] K. Kroschel, G. Rigoll, and B. Schuller, *Statistische Informations-technik*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011, vol. 5.
- [173] K. Qian, Z. Xu, H. Xu, Y. Wu, and Z. Zhao, "Automatic Detection, Segmentation and Classification of Snore Related Signals from Overnight Audio Recording," *IET Signal Processing*, vol. 9, no. 1, pp. 21–29, 2015.
- [174] F. F. Liedtke and U. Albers, "Evaluation of FFeature for the Automatic Recognition of OFDM Signals in Monitoring or Cognitive Receivers," *Journal of Telecommunications and Information Technology*, no. 2, pp. 30–36, February 2008.
- [175] S. Rayanchu, *Models and Systems for Understanding Wireless Interference*. University of Wisconsin-Madison, 2012.
- [176] International Telecommunication Union, "Accuracy of Frequency Measurements at Stations for International Monitoring," *Report ITU-R SM.377-4*, 2007.
- [177] H. Sun, A. Nallanathan, C.-X. Wang, and Y. Chen, "Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks: A Survey," *Wireless Communications, IEEE*, vol. 20, no. 2, pp. 74–81, April 2013.
- [178] D. Ariananda, M. Lakshmanan, and H. Nikookar, "A survey on Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio," in *Second International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management, CogART 2009*, Aalborg, Denmark, May 2009, pp. 74–79.
- [179] E. Axell, G. Leus, and E. Larsson, "Overview of Spectrum Sensing for Cognitive Radio," in *2nd International Workshop on Cognitive Information Processing, CIP 2010*, Elba, Italy, June 2010, pp. 322–327.
- [180] E. Axell, G. Leus, E. Larsson, and H. Poor, "Spectrum Sensing for Cognitive Radio: State-of-the-Art and Recent Advances," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 29, no. 3, pp. 101–116, May 2012.
- [181] K. Seshukumar, R. Saravanan, and M. Suraj, "Spectrum Sensing Review in Cognitive Radio," in *International Conference on*

- Emerging Trends in VLSI, Embedded System, Nano Electronics and Telecommunication System (ICEVENT)*, Tiruvannamalai, India, Jan 2013, pp. 1–4.
- [182] E. Candes and S. Becker, “Compressive Sensing: Principles and Hardware Implementations,” in *Proceedings of the ESSCIRC (ESSCIRC)*, Bucharest, Romania, Sept 2013, pp. 22–23.
- [183] Z. Xinzhi, G. Feifei, C. Rong, and J. Tao, “Matched Filter Based Spectrum Sensing when Primary User has Multiple Power Levels,” *Communications, China*, vol. 12, no. 2, pp. 21–31, Feb 2015.
- [184] D. Bhargavi and C. Murthy, “Performance Comparison of Energy, Matched-Filter and Cyclostationarity-Based Spectrum Sensing,” in *IEEE Eleventh International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, SPAWC 2010*, Marrakech, Morocco, June 2010, pp. 1–5.
- [185] S. Kalambe, P. Lohiya, and P. Malathi, “Performance Evolution of Energy Detection Spectrum Sensing Technique Used in Cognitive Radio,” in *International Conference on Signal Propagation and Computer Technology (ICSPCT)*, Ajmer, India, July 2014, pp. 786–790.
- [186] W. A. Gardner, “The Spectral Correlation Theory of Cyclostationary Time-Series,” *Signal Processing*, vol. 11, no. 1, pp. 13–36, July 1986. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V18-48V26R3-J6/1/0849169415c329b0ddc9d05d6363d6e8>
- [187] S. Enserink and D. Cochran, “A Cyclostationary Feature Detector,” in *Conference Record of the Twenty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, vol. 2, Pacific Grove, CA, USA, Oct 1994, pp. 806–810 vol.2.
- [188] H. Li, “Cyclostationary Feature Based Quickest Spectrum Sensing in Cognitive Radio Systems,” in *IEEE 72nd Vehicular Technology Conference Fall, VTC 2010-Fall*, Ottawa, ON, Canada, Sept 2010, pp. 1–5.
- [189] B. Adoum and V. Jeoti, “Cyclostationary Feature Based Multiresolution Spectrum Sensing Approach for DVB-T and Wireless Microphone Signals,” in *International Conference on*

- Computer and Communication Engineering, ICCCE 2010*, Kuala Lumpur, Malaysia, May 2010, pp. 1–6.
- [190] A. Ikram and A. Rashdi, “Complexity Analysis of Eigenvalue Based Spectrum Sensing Techniques in Cognitive Radio Networks,” in *18th Asia-Pacific Conference on Communications, APCC 2012*, Jeju Island, South Korea, Oct 2012, pp. 290–294.
- [191] A. Kortun, T. Ratnarajah, M. Sellathurai, Y.-C. Liang, and Y. Zeng, “On the Eigenvalue-Based Spectrum Sensing and Secondary User Throughput,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 3, pp. 1480–1486, March 2014.
- [192] B. Farhang-Boroujeny, “Filter Bank Spectrum Sensing for Cognitive Radios,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 1801–1811, May 2008.
- [193] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, “Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489–509, Feb 2006.
- [194] D. Donoho, “Compressed Sensing,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, April 2006.
- [195] D. Richter, “Compressed Sensing zur Filterung und Reduktion der Rekonstruktionszeit in der Positronen-Emissions-Tomographie,” Ph.D. dissertation, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, 2014.
- [196] M. Mishali and Y. Eldar, “Blind Multiband Signal Reconstruction: Compressed Sensing for Analog Signals,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 3, pp. 993–1009, March 2009.
- [197] R. Venkataramani and Y. Bresler, “Perfect Reconstruction Formulas and Bounds on Aliasing Error in Sub-Nyquist Nonuniform Sampling of Multiband Signals,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 46, no. 6, pp. 2173–2183, Sep 2000.
- [198] H. Sun, W.-Y. Chiu, J. Jiang, A. Nallanathan, and H. Poor, “Wideband Spectrum Sensing With Sub-Nyquist Sampling in Cognitive Radios,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 11, pp. 6068–6073, Nov 2012.
- [199] C. Weber and G. Hildebrandt, “Evaluation of Blind Sensing Algorithms in the 2.4 GHz ISM-Band on GNU Radio and USRP2,” in

- International Symposium on Wireless Communication Systems, ISWCS 2012*, Paris, France, August 2012, pp. 551–555.
- [200] F. Jondral, “Cognitive Radio for Dynamic Spectrum Access - Vision Meets Reality,” in *LS Summit*, Lichtenau, Germany, 2012, online: http://www.lstelcom.com/fileadmin/content/event/s/l_s_summit_12_presentations/09_Jondral.pdf, zuletzt abgerufen 12.04.2015.
- [201] T. W. Anderson and H. Burstein, “Approximating the Upper Binomial Confidence Limit,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 62, no. 319, pp. 857–861, 1967.
- [202] T. W. Anderson and H. Burstein, “Approximating the Lower Binomial Confidence Limit,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 63, no. 324, pp. 1413–1415, 1968.
- [203] E. L. Crow and R. S. Gardner, “Confidence Intervals for the Expectation of a Poisson Variable,” *Biometrika*, vol. 46, pp. 441–453, 1959.
- [204] J. Klotz, “Statistical Inference in Bernoulli Trials with Dependence,” *The Annals of Statistics*, vol. 1, pp. 373–379, 1973.
- [205] E. Crow and M. Miles, “Confidence Limits for Digital Error Rates from Dependent Transmissions,” *Office of Telecommunications, US Department of Commerce, Report 77-118*, 1977.
- [206] K.-D. Kammeyer and K. Kroschel, *Digitale Signalverarbeitung*. Springer Vieweg, 2012, vol. 8.
- [207] Z. Tian and G. Giannakis, “A Wavelet Approach to Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radios,” in *1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, Mykonos Island, Greece, 2006, pp. 1–5.
- [208] P. D. Welch, “The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms,” *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, Jun 1967.
- [209] IEEE Acoustics, *Programs for Digital Signal Processing*, S. Digital Signal Processing Committee of the IEEE Acoustics and S. P. Society, Eds. IEEE Press, 1979.

-
- [210] A. V. Oppenheim, R. W. Schaffer, and J. R. Buck, *Zeitdiskrete Signalverarbeitung*. Pearson Studium, 2004.
- [211] Federal Communications Commission, “Linear vs. Log Average Detector for Measuring Intentional Radiators FAQ,” in *Laboratory Division Public Draft Review*, 2013, <https://apps.fcc.gov/oetcf/kdb/forms/FTSSearchResultPage.cfm?switch=P&id=47474>, letzter Zugriff: 4.4.2015.
- [212] H. Cox, “Linear Versus Logarithmic Averaging,” *Acoustics and Vibration Laboratory Research and Development Report*, 1967.
- [213] Agilent Technologies, *Spectrum and Signal Analyzer, Measurements and Noise*. Agilent Technologies, 2012.
- [214] A. A. Moulthrop and M. S. Muha, “Accurate Measurement of Signals Close to the Noise Floor on a Spectrum Analyzer,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 39, no. 11, pp. 1882–1885, Nov 1991.
- [215] D. Datla, A. M. Wyglinski, and G. Minden, “A Spectrum Surveying Framework for Dynamic Spectrum Access Networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 8, pp. 4158–4168, Oct 2009.
- [216] R. Steinbrecher, *Bildverarbeitung in der Praxis*. Oldenbourg Verlag, 1993.
- [217] B. Jähne, *Digitale Bildverarbeitung*. Springer, 2012.
- [218] R. Marfil, L. Molina-Tanco, A. Bandera, J. Rodríguez, and F. Sandoval, “Pyramid Segmentation Algorithms Revisited,” *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 8, pp. 1430 – 1451, 2006. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320306000422>
- [219] D. Slepian, “On Bandwidth,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 64, no. 3, pp. 292–300, 1976.
- [220] C. Rauscher, V. Janssen, and R. Minihold, *Grundlagen der Spektrumanalyse*. Rohde & Schwarz GmbH & Co. KG, 2000.
- [221] W. Schnorrenberg, *Spektrumanalyse*. Vogel, 1990.
- [222] Keysight Technologies, “N6841A RF Sensor for Signal Monitoring Networks,” *Data Sheet*, 2015, online: <http://literature.cdn>

- .keysight.com/litweb/pdf/5990-3839EN.pdf?id=1681452, zuletzt abgerufen 05.05.2015.
- [223] International Telecommunication Union, “Radio Noise,” *Recommendation ITU-R P.372-7*, 2001.
- [224] —, “Radio Noise Measurements,” *Report ITU-R SM.2055*, 2006.
- [225] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,” *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [226] K. D. Tönnies, *Grundlagen der Bildverarbeitung*. Pearson Studium, 2005.
- [227] S. König, “Akquisition dynamischer Geometrie mit strukturiertem Licht,” Master’s thesis, Technische Universität Dresden - Fakultät Informatik, 2006.
- [228] S. O. Rice, “Mathematical Analysis of Random Noise,” *Bell System Technical Journal*, vol. 23, pp. 282–332, 1944.
- [229] S. Couturier and D. Rauschen, “Energy Detection Based on Long-Term Estimation of Gaussian Noise Distribution,” in *8th Karlsruhe Workshop on Software Radios*, Karlsruhe, Germany, March 2014, pp. 89–95.
- [230] C. Weber, L. Schüssele, A. Christ, and T. Felhauer, “Verfahren und Vorrichtung zum Spektrum-Monitoring,” Deutschland Schutzrecht EP3 092 756B1, Jan, 2015.
- [231] R. O. Duda, E. Hart, and G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd ed. John Wiley & Sons Inc, 2001.
- [232] International Telecommunication Union, “Bandwidth Measurement at Monitoring Stations,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.443-4*, 2007.
- [233] K. Backhaus, *Multivariate Analysemethoden*. Springer-Verlag, 1989.
- [234] C. Weber, M. Peter, T. Felhauer, A. Christ, and L. Schuessele, “Data Clustering Algorithm for Channel Segmentation in a Radio Monitoring System,” *Communications, IET*, vol. 8, no. 18, pp. 3308–3317, 2014.

-
- [235] J. Liu and K. Ramamohanarao, “Multiple Self-Splitting and Merging Competitive Learning Algorithm,” in *11th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2007*, ser. Lecture Notes in Computer Science, Z.-H. Zhou, H. Li, and Q. Yang, Eds., vol. 4426. Nanjing, China: Springer Berlin Heidelberg, 2007, pp. 704–711. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-71701-0_76
- [236] J. B. MacQueen, “Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations,” *Proc. of the Fifth Berkeley Symp. on Math. Statist. and Prob. (Univ. of Calif. Press)*, vol. 1, pp. 281–297, 1967.
- [237] S. Lloyd, “Least squares quantization in PCM,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129–137, 1982.
- [238] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*. John Wiley & Sons Inc, 1973.
- [239] D. Hand, H. Mannila, and P. Smyth, *Principles of Data Mining*. MIT Press, 2001.
- [240] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press, 1981.
- [241] C. Weber, A. Christ, T. Felhauer, and L. Schussele, “A Novel Algorithm for Channel Segmentation Based on a Lloyd-Max Quantization,” in *20th International Conference on Microwaves, Radar, and Wireless Communication, MIKON 2014*, Gdansk, Poland, June 2014, pp. 1–4.
- [242] G. H. Ball and D. J. Hall, “ISODATA, A Novel Method of Data Analysis and Pattern Classification,” *Stanford Research Institute, Technical Report*, vol. 12, April 1965.
- [243] J. W. Tukey, “The Future of Data Analysis,” *Annals of Mathematical Statistics*, vol. 33, no. 2, p. 2, 1962.
- [244] H. Shimazaki and S. Shinomoto, “A Method for Selecting the Bin Size of a Time Histogram,” *Neural Computation*, vol. 19, pp. 1503 – 1527, 2007.
- [245] F. Jondral and A. Wiesler, *Wahrscheinlichkeitsrechnung und stochastische Prozesse*. Teubner, 2002.

- [246] E. Kreyszig, *Statistische Methoden und ihre Anwendungen*. Göttingen: Vanderhoeck & Ruprecht, 1968, vol. 3.
- [247] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Detection Theory*, A. V. Oppenheim, Ed. Prentice Hall Signal Processing Series, 2011, vol. II.
- [248] C. Weber, A. Christ, T. Felhauer, and L. Schüssele, “Combining Automatic Radio Monitoring and License Databases for Future Spectrum Management,” in *2nd International Symposium on Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS-SWS 2014*, Offenburg, Germany, Sept 2014, pp. 24–28.
- [249] T. Rappaport, A. Annamalai, R. Buehrer, and W. Tranter, “Wireless Communications: Past Events and a Future Perspective,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 40, no. 5, pp. 148–161, May 2002.
- [250] X. Li, A. Gani, R. Salleh, and O. Zakaria, “The Future of Mobile Wireless Communication Networks,” in *International Conference on Communication Software and Networks, ICCSN '09*, Macau, China, Feb 2009, pp. 554–557.
- [251] R. Irmer and S. Chia, “Signal Processing Challenges for Future Wireless Communications,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2009*, Taipei, China, April 2009, pp. 3625–3628.
- [252] D. Raychaudhuri and N. B. Mandayam, “Frontiers of Wireless and Mobile Communications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 100, no. 4, pp. 824–840, April 2012.
- [253] R. Baldemair, E. Dahlman, S. Parkvall, Y. Selen, K. Balachandran, T. Irnich, G. Fodor, and H. Tullberg, “Future Wireless Communications,” in *IEEE 77th Vehicular Technology Conference, VTC Spring 2013*, Dresden, Germany, June 2013, pp. 1–5.
- [254] F. Jondral, “Methoden zur Analyse von Kurzwellensignalen,” *Archiv für Elektronik und Übertragungstechnik*, pp. 149–155, 1987, band 41, Heft 3.

-
- [255] —, “Krieg im Äther, Analyse von Funksignalen,” *Vorlesungen an der Eidgenössischen Technischen Hochschule in Zürich*, 1987.
- [256] —, “Funksignalanalyse - welche information steckt in einer elektromagnetischen welle?” in *Vortragsreihe des VDE Bezirksverein Mittelbaden e. V.*, Karlsruhe, Germany, Dec 2014.
- [257] H. Nuskowski, *Digitale Signalübertragung im Mobilfunk*. Vogt, 2010.
- [258] J. G. Proakis and M. Salehi, *Grundlagen der Kommunikationstechnik*, 2nd ed. Pearson Education, 2004.
- [259] O. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends,” *Communications, IET*, vol. 1, no. 2, pp. 137–156, April 2007.
- [260] J. Xu, W. Su, and M. Zhou, “Likelihood-Ratio Approaches to Automatic Modulation Classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 41, no. 4, pp. 455–469, July 2011.
- [261] A. Polydoros and K. Kim, “On the Detection and Classification of Quadrature Digital Modulations in Broad-Band Noise,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 38, no. 8, pp. 1199–1211, Aug 1990.
- [262] C.-Y. Huan and A. Polydoros, “Likelihood Methods for MPSK Modulation Classification,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 43, no. 2/3/4, pp. 1493–1504, Feb 1995.
- [263] B. Beidas and C. Weber, “Higher-Order Correlation-Based Approach to Modulation Classification of Digitally Frequency-Modulated Signals,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 13, no. 1, pp. 89–101, Jan 1995.
- [264] J. Sills, “Maximum-Likelihood Modulation Classification for PSK/QAM,” in *Proceedings of the IEEE Military Communications Conference, MILCOM 1999*, vol. 1, Atlantic City, NJ, USA, October 1999, pp. 217–220 vol.1.
- [265] L. Hong and K. Ho, “Identification of Digital Modulation Types Using the Wavelet Transform,” in *Military Communications Conference Proceedings, 1999. MILCOM 1999. IEEE*, vol. 1, Atlantic City, NJ, USA, October 1999, pp. 427–431 vol.1.

- [266] C. Schreyögg, “Verfahren zur Klassifikation linearer digitaler Modulationsarten bei schwach linear verzerrenden Kanälen mit Frequenzablage,” Ph.D. dissertation, Fakultät der Ingenieurwissenschaften der Universität Ulm, 1999.
- [267] W. Su and J. A. Kosinski, “Analysis Of Decision Theoretic Modulation Classification Methods For Digital Communication Signals,” in *Proceedings for the Army Science Conference (24th)*, Orlando, Florida, USA, December 2004.
- [268] E. Azzouz and A. Nandi, “Procedure for Automatic Recognition of Analogue and Digital Modulations,” *IEE Proceedings - Communications*, vol. 143, no. 5, pp. 259–266, Oct 1996.
- [269] A. Nandi and E. Azzouz, “Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 46, no. 4, pp. 431–436, Apr 1998.
- [270] F. Jondral, *Automatic Classification of High Frequency Signals*. AEG Telefunken, 1984.
- [271] F. F. Liedtke, “Automatische Klassifizierung von digital modulierten Signalen mit unbekanntem Parametern,” Ph.D. dissertation, Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen, 1979.
- [272] W. Gardner and C. Spooner, “Cyclic Spectral Analysis for Signal Detection and Modulation Recognition,” in *IEEE Military Communications Conference, MILCOM 88, Conference record. 21st Century Military Communications - What's Possible?*, Oct 1988, pp. 419–424 vol.2.
- [273] J. E. Hipp, “Modulation Classification based on Statistical Moments,” in *IEEE Military Communications Conference - Communications-Computers: Teamed for the 90's, MILCOM 1986*, vol. 2, Monterey, CA, USA, Oct 1986, pp. 20.2.1–20.2.6.
- [274] S. Soliman and S.-Z. Hsue, “Signal Classification Using Statistical Moments,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 40, no. 5, pp. 908–916, May 1992.
- [275] J. Reichert, “Automatic Classification of Communication Signals Using Higher Order Statistics,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP-92*, vol. 5, San Francisco, CA, USA, Mar 1992, pp. 221–224 vol.5.

-
- [276] —, “Ein Verfahren zur Klassifikation von Modulationssignalen auf der Basis ihrer Momente höherer Ordnung,” Ph.D. dissertation, Universität Darmstadt, 1993.
- [277] A. Hero and H. Hadinejad-Mahram, “Digital Modulation Classification Using Power Moment Matrices,” in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 6, Seattle, WA, USA, May 1998, pp. 3285–3288 vol.6.
- [278] C. Spooner, “Classification of Co-Channel Communication Signals Using Cyclic Cumulants,” in *Signals, Systems and Computers, 1995. 1995 Conference Record of the Twenty-Ninth Asilomar Conference on*, vol. 1, Pacific Grove, CA, USA, Oct 1995, pp. 531–536 vol.1.
- [279] —, “On the Utility of Sixth-Order Cyclic Cumulants for RF Signal Classification,” in *Conference Record of the Thirty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, ACSSC 2001*, vol. 1, Pacific Grove, CA, USA, Nov 2001, pp. 890–897 vol.1.
- [280] O. Dobre, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Higher-Order Cyclic Cumulants for High Order Modulation Classification,” in *IEEE Military Communications Conference, MILCOM '03*, vol. 1, Boston, MA, USA, Oct 2003, pp. 112–117 Vol.1.
- [281] O. Dobre, M. Öner, S. Rajan, and R. Inkol, “Cyclostationarity-Based Robust Algorithms for QAM Signal Identification,” *IEEE Communications Letters*, vol. 16, no. 1, pp. 12–15, January 2012.
- [282] B. G. Mobasseri, “Digital Modulation Classification Using Constellation Shape,” *Signal Processing*, vol. 80, pp. 251–277, 1997.
- [283] B. Mobasseri, “Constellation Shape as a Robust Signature for Digital Modulation Recognition,” in *Proceedings on IEEE Military Communications Conference , 1999. MILCOM*, vol. 1, Atlantic City, NJ, USA, Oct 1999, pp. 442–446 vol.1.
- [284] H. Späth, *Cluster-Formation und -Analyse: Theorie, FORTRAN-Programme und Beispiele*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 1983.
- [285] N. Ahmadi, “Using Fuzzy Clustering and {TTSAS} Algorithm for Modulation Classification Based on Constellation Diagram,”

- Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 23, no. 3, pp. 357 – 370, 2010. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197609000943>
- [286] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, 4th ed. Elsevier, 2009.
- [287] O. Azarmanesh and S. G. Bilal, “I-Q Diagram Utilization in a Novel Modulation Classification Technique for Cognitive Radio Applications,” *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2013:289, pp. 1–12, 2013.
- [288] M. Zamanian, A. A. Tadaion, and M. T. Sadeghi, “Modulation Classification of Linearly Modulated Signals in a Cognitive Radio Network Using Constellation Shape,” in *7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA)*, Tipaza, Algeria, May 2011, pp. 13–16.
- [289] C. Zhendong, J. Weining, X. Changbo, and L. Min, “Modulation Recognition based on Constellation Diagram for M-QAM Signals,” in *IEEE 11th International Conference on Electronic Measurement Instruments (ICEMI)*, vol. 1, Harbin, China, Aug 2013, pp. 70–74.
- [290] M. Shahmohammadi and H. Nikoofar, “Modulation classification for qam/psk using a soft clustering algorithm,” in *Information Theory, 2002. Proceedings. 2002 IEEE International Symposium on*, Lausanne, Switzerland, June 2002, p. 19.
- [291] B. Cao, T.-F. Li, and C.-Y. Zhang, *Fuzzy Information and Engineering*. Springer, 2009.
- [292] T. Schorr and J. Pliquet, “Geräte zur Spektralanalyse,” in *Seminarband zu Digitale Signalanalyse - moderne Verfahren und Anwendungen*, Carl-Cranz-Gesellschaft. Carl-Cranz-Gesellschaft, Wefling, Germany: Carl-Cranz-Gesellschaft, October 2014.
- [293] J. D. Gibson, *Mobile Communications Handbook*. CRC Press, Taylor & Francis Group, 2013.
- [294] M. Oerder and H. Meyr, “Digital Filter and Square Timing Recovery,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 36, no. 5, pp. 605–612, May 1988.

-
- [295] K. Schmidt, "Digitale Taktrückgewinnung für bandbreiteneffiziente Mobilfunksysteme," Ph.D. dissertation, Universität Darmstadt, 1993.
- [296] J. B. Anderson, *Digital Transmission Engineering*. Wiley-IEEE Press, 2005.
- [297] M. Saily, *GSM/EDGE Evolution and Performance*, M. Saily, G. Sebire, and E. Riddington, Eds. John Wiley & Sons Inc, 2011.
- [298] F. Khan, *LTE for 4G Mobile Broadband, Air Interface Technologies and Performance*. Cambridge University Press, 2009.
- [299] G. J. Phukan, P. K. Bora, A. Rajesh, and C. Ramesh, "Amplitude Normalization in Blind Modulation Classification," in *National Conference on Communications (NCC)*, Kharagpur, India, Feb 2012, pp. 1–5.
- [300] N. D'Andrea, U. Mengali, and R. Reggiannini, "Comparison of Carrier Recovery Methods for Narrow-Band Polyphase Shift Keyed Signals," in *Conference Record of the IEEE Global Telecommunications Conference and Exhibition, GLOBECOM '88: Communications for the Information Age*, Hollywood, FL, USA, Nov 1988, pp. 1474–1478 vol.3.
- [301] S. Neumann, "Universeller Maximum-Likelihood-Schätzer zum Bestimmen des Frequenz- und Phasenoffsets eines Übertragungssystems," Ph.D. dissertation, Universität Darmstadt, 2005.
- [302] Rohde&Schwarz, "R&S SMBV100A Vector Signal Generator," *Data*, 2015, online: https://www.rohde-schwarz.com/en/product/smbv100a-productstartpage_63493-10220.html, zuletzt abgerufen 10.08.2015.
- [303] Ettus Research, "LP0965 Antenna," *Data Sheet*, 2015, online: <http://www.ettus.com/-product/details/LP0965>, zuletzt abgerufen 10.08.2015.
- [304] Rohde&Schwarz, "R&S ARB Toolbox," *User Manual*, 2008, online: http://www.rohde-schwarz.de/file_19820/ArbToolboxPlus_2.4.pdf, zuletzt abgerufen 10.08.2015.

- [305] Signal Hound, “USB-SA44B – 4.4 GHz Spectrum Analyzer,” *Data Sheet*, 2015, online: <https://signalhound.com/products/usb-sa44b/>, zuletzt abgerufen 10.08.2015.
- [306] C. Weber, M. Peter, and T. Felhauer, “Automatic Modulation Classification Technique for Radio Monitoring,” *Electronics Letters*, vol. 51, no. 10, pp. 794–796, 2015.
- [307] C. Weber, L. Schüssele, A. Christ, and T. Felhauer, “Verfahren und Vorrichtung zur automatischen Klassifikation des Modulationsformats eines digital modulierten Signals,” Deutschland Schutzrecht DE201 510 107 553, Jan, 2015.
- [308] M. Denkovska, P. Latkoski, and L. Gavrilovska, “Geolocation Database Approach for Secondary Spectrum Usage of TVWS,” in *19th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Belgrade, Serbia, Nov 2011, pp. 369–372.
- [309] A. Achtzehn, J. Riihijärvi, and P. Mähönen, “Improving Accuracy for TVWS Geolocation Databases: Results from Measurement-Driven Estimation Approaches,” in *IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DYSPAN)*, McLean, VA, USA, April 2014, pp. 392–403.
- [310] S. W. Oh, “Invited Paper the Path of TV White Space,” in *IET International Conference on Wireless Communications and Applications (ICWCA 2012)*, Kuala Lumpur, Malaysia, Oct 2012, pp. 1–5.
- [311] Google Inc., “Spectrum Database,” 2014, online: <https://www.google.com/get/spectrumdatabase/channel/>, zuletzt abgerufen 10.09.2015.
- [312] T. Fügen, “Richtungsaufgelöste Kanalmodellierung und Systeme für Mehrantennensysteme in urbanen Gebieten,” Ph.D. dissertation, Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik Universität Karlsruhe, 2009.
- [313] C. Phillips, D. Sicker, and D. Grunwald, “Bounding the Error of Path Loss Models,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Aachen, Germany, May 2011, pp. 71–82.
- [314] V. Gonçáalves and S. Pollin, “The Value of Sensing for TV White Spaces,” in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic*

- Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Aachen, Germany, May 2011, pp. 231–241.
- [315] Z. Qin, L. Wei, Y. Gao, and C. G. Parini, “Compressive Spectrum Sensing Augmented by Geo-Location Database,” in *IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW)*, New Orleans, LA, USA, March 2015, pp. 170–175.
- [316] O. Holland and M. Dohler, “Geolocation-Based Architecture for Heterogeneous Spectrum Usage in 5G,” in *IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, San Diego, CA, USA, Dec 2015, pp. 1–6.
- [317] Fokusgruppe 5G, “5G – Rahmenbedingungen,” in *Nationaler IT Gipfel, Plattform „Digitale Netze und Mobilität* », Berlin, Germany, 2015, online: <https://www.bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/IT-Gipfel/it-gipfel-2015-5g-rahmenbedingungen,property=pdf,bereich=bmwi2012,sprache=de,rwb=true.pdf>, zuletzt abgerufen 08.07.2016.
- [318] Electronic Communication Committee (ECC); European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), “Technical and Operational Requirements for the Possible Operation of Cognitive Radio Systems in the ‘White Spaces’ of the Frequency Band 470-790 MHz,” *ECC Report 159*, 2012, online: <http://www.erodocdb.dk/Docs/doc98/official/pdf/ECCREP159.PDF>, zuletzt abgerufen 02.07.2016.
- [319] S. Barnes, P. J. van Vuuren, and B. Maharaj, “Spectrum Occupancy Investigation: Measurements in South Africa,” *Measurement*, vol. 46, no. 9, pp. 3098 – 3112, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224113002431>
- [320] Y. Han, Y. Wen, W. Tang, and S. Li, “Spectrum Occupancy Measurement: Focus on the TV Frequency,” in *2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*, vol. 2, Dalian, China, July 2010, pp. 490–494.
- [321] P. Harmon and M. Watson, *Understanding UML: The Developer’s Guide*, 1st ed. Morgan Kaufmann, 1997.

- [322] J. Rumbaugh, I. Jacobson, and G. Booch, *The Unified Modeling Language Reference Manual*, 2nd ed. Addison-Wesley Professional, 2004.
- [323] L. Fahrmeir, C. Heumann, R. Künstler, I. Pigeot, and G. Tutz, *Statistik*, 2016.
- [324] A. Müller, “Automatische COMINT-Produktion,” in *Seminar Funkortung, Funckerfassung*, Wessling, Germany, March 2016.
- [325] F. Liu, A. jun Chen, C. bo Xiang, and H. jun Song, “The Intelligent Monitoring Method Based on Spectral Correlation Pseudo WCDMA,” in *4th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT)*, vol. 01, Harbin, China, Dec 2015, pp. 1294–1298.
- [326] J. P. Lewis, “Fast Normalized Cross-Correlation,” 1995.
- [327] D. Chen, J. Yang, J. Wu, H. Tang, and M. Huang, “Spectrum Occupancy Analysis based on Radio Monitoring Network,” in *1st IEEE International Conference on Communications in China (ICCC)*, Atlantic City, NJ, USA, Aug 2012, pp. 739–744.
- [328] Microsoft Corporation, “Microsoft Spectrum Observatory,” 2017, online: <https://observatory.microsoftspectrum.com/Home/Index>, zuletzt abgerufen 05.12.2016.
- [329] ECC Working Group Frequency Management FM22, “Microsoft’s Spectrum Observatory: An informal user guide,” 2014, online: [http://www.cept.org/Documents/fm-22/10116/FM22\(13\)06_Annex_rev1_EBC-Spectrum-Observatory-Demo-for-sharing.pdf](http://www.cept.org/Documents/fm-22/10116/FM22(13)06_Annex_rev1_EBC-Spectrum-Observatory-Demo-for-sharing.pdf), zuletzt abgerufen 05.12.2016.
- [330] Electronic Communications Committee (ECC), “ECC Statement on Spectrum Occupancy Workshop,” 2016, online: <http://www.cept.org/ecc/groups/ecc/client/introduction/ecc-statement-on-spectrum-occupancy-workshop>, zuletzt abgerufen 24.12.2016.
- [331] International Telecommunication Union, “Method for Point-to-Area Predictions for Terrestrial Services in the Frequency Range 30 MHz to 3 000 MHz,” *Recommendation ITU-R P.1546-5*, 2013.
- [332] —, “DVB-T coverage measurements and verification of planning criteria,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.1875-1*, 2013.

- [333] E. Dahlman, "5G - Connectivity for 2020 and beyond," in *7th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*, July 2015, pp. 1–1.
- [334] A. Gupta and R. K. Jha, "A Survey of 5G Network: Architecture and Emerging Technologies," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 1206–1232, 2015.
- [335] A. Kokuti, A. Hussein, P. Marañn-Plaza, A. de la Escalera, and F. Garc a, "V2x communications architecture for off-road autonomous vehicles," in *2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, Vienna, Austria, June 2017, pp. 69–74.
- [336] S. Chen, J. Hu, Y. Shi, Y. Peng, J. Fang, R. Zhao, and L. Zhao, "Vehicle-to-everything (v2x) services supported by lte-based systems and 5g," *IEEE Communications Standards Magazine*, vol. 1, no. 2, pp. 70–76, 2017.
- [337] R. Schramm, J. Lauterjung, S. Stavrou, and E. Charalambous, "Testbed for coexistence evaluation in tv white spaces," in *2012 Future Network Mobile Summit (FutureNetw)*, July 2012, pp. 1–6.
- [338] G. P. Villardi, H. Harada, F. Kojima, and H. Yano, "Multilevel protection to broadcaster contour and its impact on tv white space availability," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 2, pp. 1393–1407, Feb 2017.
- [339] Kathrein Werke, "Rundstrahler 75010270," 2018, online: https://www.kathrein.de/fileadmin/media/produkte/import_s/bca/9364030a.pdf, zuletzt abgerufen 24.12.2018.
- [340] I. Akyildiz, W.-Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks," *Communications Magazine, IEEE*, vol. 46, no. 4, pp. 40–48, 2008.
- [341] H. Azami and S. Sanei, "Automatic Signal Segmentation Based on Singular Spectrum Analysis and Imperialist Competitive Algorithm," in *2nd International eConference on Computer and Knowledge Engineering, ICCKE 2012*, Mashhad, Iran, 2012, pp. 50–55.
- [342] C. A. Balanis, *Antenna Theory: Analysis and Design*, 3rd ed. Wiley, 2005.

- [343] P. Baltiiski, I. Iliev, B. Kehaiov, V. Poulkov, and T. Cooklev, "Long-Term Spectrum Monitoring with Big Data Analysis and Machine Learning for Cloud-Based Radio Access Networks," *Wireless Personal Communications*, pp. 1–21, 2015. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s11277-015-2631-8>
- [344] S. D. Barnes and B. T. Maharaj, "A comparison of spectrum occupancy in the south african 900 mhz gsm cellular bands," in *2013 Africon*, Sept 2013, pp. 1–5.
- [345] M. S. Bartlett, *An Introduction to Stochastic Processes with Special Reference to Methods and Applications*. New York: Cambridge University Press, 1953.
- [346] J. C. Bezdek, J. Keller, R. Krisnapuram, and N. Pal, *Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing*. Kluwer, 1999.
- [347] J. Brendel, S. Riess, A. Stoeckle, R. Rummel, R. Rose, and G. Fischer, "A Spectrum Sensing Network for Cognitive PMSE Systems," in *7th Karlsruhe Workshop on Software Radios*, Karlsruhe, Germany, 2012.
- [348] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik, "Drahtlose Kommunikationssysteme und ihre Sicherheitsaspekte," 2006, online: http://www.netzmafia.de/skripten/netze/drahtkom_sicherheit.pdf, zuletzt abgerufen 5.05.2016.
- [349] W. Burger and M. J. Burge, *Digital Image Processing*, 1st ed. Springer Science+Business Media, 2008.
- [350] G. Calcev, D. Chizhik, B. Goransson, S. Howard, H. Huang, A. Kogiantis, A. F. Molisch, A. L. Moustakas, D. Reed, and H. Xu, "A Wideband Spatial Channel Model for System-Wide Simulations," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 2, pp. 389–403, March 2007.
- [351] H. S. Chen and W. Gao, "Spectrum Sensing for TV White Space in North America," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 29, no. 2, pp. 316–326, February 2011.
- [352] S. I. Cohn, "Spectrum management support program - an overview," in *1972 IEEE International Electromagnetic Compatibility Symposium Record*, Arlington Heights, IL, USA, July 1972, pp. 1–6.

-
- [353] L. W. Couch, *Digital and Analog Communication Systems*, 8th ed. Pearson Education, 2013.
- [354] CRMO Central Radio Management Office, “Intelligent Radio Measurement System,” Zugriff am 28. November 2012 auf <http://www.crmo.go.kr/radio/management/intelligentsystem.do>.
- [355] A. Drozd and C. Carroll, “Computational Electromagnetics Applied to Analyzing the Efficient Utilization of the RF Transmission Hyperspace,” in *IEEE/ACES International Conference on Wireless Communications and Applied Computational Electromagnetics*, April 2005, pp. 1077–1085.
- [356] R. C. Dubes, “Cluster Analysis and Related Issues,” *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, vol. 1, pp. 3–32, 1993.
- [357] M. Dzulkifli, M. Kamarudin, and T. Rahman, “Spectrum Occupancy at UHF TV Band for Cognitive Radio Applications,” in *RF and Microwave Conference (RFM), 2011 IEEE International*, Seremban, Negeri Sembilan, Dec 2011, pp. 111–114.
- [358] B. S. Everitt, *Cluster Analysis*, 3rd ed. Halsted Press, 1993.
- [359] B. S. Everitt, S. Landau, M. Leese, and D. Stahl, *Cluster Analysis*, 5th ed., W. A. Shewhart and S. S. Wilks, Eds. John Wiley & Sons, Ltd, 2011.
- [360] D. Fasulo, “An Analysis of Recent Work on Clustering Algorithms,” *Technical Report 01-03-02, Department of Computer Science & Engineering, University of Washington*, pp. 1–23, 1999.
- [361] Federal Communications Commission, “Media Bureau’s Consolidated Data Base System (CDBS),” 2015, online: <http://www.fcc.gov/mb/cdbs.html>, zuletzt abgerufen 21.09.2015.
- [362] —, “Office of Engineering and Technology Authorizes TV White Space Database Administrators to Provide Service to Unlicensed Devices Operating on Unused TV Spectrum Nationwide,” *ET Docket No. 04 - 186*, 2013, online: http://hraunfoss.fcc.gov/edocs_public/attachmatch/DA-13-324A1.pdf, zuletzt abgerufen 11.11.2013.
- [363] —, “Unlicensed Operation in the TV Broadcast Bands,” *ET Docket No. 04-186*, 2008.

- [364] —, “Notice of Proposed Rule Making and Order: Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient, and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies,” *ET Docket No. 03-108*, Feb. 2005.
- [365] A. Fehske, J. Gaeddert, and J. Reed, “A New Approach to Signal Classification Using Spectral Correlation and Neural Networks,” in *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, DySPAN 2005*, Baltimore, MD, USA, nov. 2005, pp. 144–150.
- [366] X. Feng, Q. Zhang, and J. Zhang, “Hybrid Pricing for TV White Space Database,” in *Proceedings IEEE INFOCOM*, April 2013, pp. 1995–2003.
- [367] G. Feyh, M. Kuckenwaitz, and J. Reichert, “HF-Signal Surveillance: Signal Detection, Classification and Parameter Estimation,” in *IEEE Military Communications Conference, 1994. MILCOM '94, Conference Record*, Fort Monmouth, NJ, USA, 1994, pp. 755–759 vol.3.
- [368] W. A. Gardner, *Introduction to Random Processes with Applications to Signals and Systems*. Macmillan, 1985, (Chapter 12).
- [369] H.-O. Georgii, *Stochastik*, 3rd ed. de Gruyter, 2007.
- [370] A. Hazza, M. Shoaib, A. Saleh, and A. Fahd, “A novel approach for automatic classification of digitally modulated signals in hf communications,” in *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, ISSPIT 2010*, Luxor, Egypt, Dezember 2010, pp. 271–276.
- [371] A. Heilmann, *Antennen*. Bibliographisches Institut Mannheim/Wien/Zürich, 1969.
- [372] Y. Hur, J. Park, W. Woo, K. Lim, C.-H. Lee, H. Kim, and J. Laskar, “A Wideband Analog Multi-Resolution Spectrum Sensing (MRSS) Technique for Cognitive Radio (CR) Systems,” in *Proceedings. 2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS 2006*, Island of Kos, Greece, May 2006, pp. 4090–4093.
- [373] H. Hwang, K. Chang, K. Park, and H. Lee, “A Robust Blind Equalization Coupled With Carrier Recovery For 32-

- QAM Demodulation,” in *Consumer Electronics, 1997. Digest of Technical Papers. ICCE., International Conference on*, June 1997, pp. 110–111.
- [374] International Telecommunication Union, “Ground Wave Propagation Curves for Frequencies between 10 kHz to 30 MHz,” *Recommendation ITU-R P.368-9*, 2007.
- [375] —, “Automation and Integration of Spectrum Monitoring Systems with Automated Spectrum Management,” *ITU-R Recommendations Spectrum Management ITU-R SM.1537-0*, 2001.
- [376] A. K. Jain and R. C. Dubes, *Algorithms for Clustering Data*, B. Marttine, Ed. Prentice Hall Advanced Reference Series, 1988.
- [377] J. Jia, Q. Zhang, and X. S. Shen, “HC-MAC: A Hardware-Constrained Cognitive MAC for Efficient Spectrum Management,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 26, no. 1, pp. 106–117, Jan 2008.
- [378] D. Jokanovic and M. Josipovic, “RF Spectrum Congestion: Resolving an Interference Case,” in *IEEE International Conference on Microwaves, Communications, Antennas and Electronic Systems (COMCAS 2011)*, Tel Aviv, Israel, Nov 2011, pp. 1–4.
- [379] A. Kholod, “Towards the Regulation of CRS Deployment in TV White Spaces,” *Workshop on the Efficient Use of TV White Spaces in European Context*, November 2011.
- [380] V. Kozmin, Y. Rembovskiy, and A. Tokarev, “Modern Radio Monitoring Applications for Radio Frequency Spectrum Occupancy Measurement,” in *International Conference on Multimedia Technology, ICMT 2011*, Hangzhou, China, July 2011, pp. 2507–2510.
- [381] T. Lan, D. Erdogmus, M. Pavel, and S. Mathan, “Automatic Frequency Bands Segmentation Using Statistical Similarity for Power Spectrum Density Based Brain Computer Interfaces,” in *International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN '06*, Vancouver, BC, Canada, Juli 2006, pp. 4650–4655.
- [382] L. Liangkai, C. Jian, L. Yongtao, and L. Tao, “Estimation of BPSK Carrier Frequency Based on the High-Order Cyclic Cumulants,”

- in *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT2011)*, Singapore, 2011, pp. 695–700.
- [383] K. Lillywhite, D.-J. Lee, B. Tippetts, and J. Archibald, “A Feature Construction Method for General Object Recognition,” *Pattern Recognition*, vol. 46, no. 12, pp. 3300 – 3314, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320313002549>
- [384] LS telcom AG, “Tv white space channel availability,” 2014, online: https://www.whitespaceforum.com/wsdw/wsdw_ui/Channel_Availability.html, zuletzt abgerufen 10.09.2015.
- [385] Z. Q. Luo and S. Zhang, “Dynamic Spectrum Management: Complexity and Duality,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 2, no. 1, pp. 57–73, Feb 2008.
- [386] P. Major, S. Millender, and G. C. Wagner, “Spectrum Management using Network Management Concepts,” in *MILCOM 1999. IEEE Military Communications. Conference Proceedings (Cat. No.99CH36341)*, vol. 2, Atlantic City, NJ, USA, Oct 1999, pp. 1153–1155 vol.2.
- [387] R. J. Matheson, “The electrospacetime model as a tool for spectrum management,” in *Proceedings of International Symposium on Advanced Radio Technologies, ISART 2004*, Boulder, CO, USA, 2004.
- [388] H. Mayer, *Beschreibende Statistik*, W. Dürr, F. Matthey, and R. Michel, Eds. Carl Hanser Verlag München Wien, 1981.
- [389] D. Middleton, *Statistical Communication Theory*, 1st ed., J. B. Anderson, Ed. McGraw-Hill Series in Electrical Engineering, 1960.
- [390] J. Mitola, “Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio,” Ph.D. dissertation, KTH Royal Institute of Technology, 2000.
- [391] M. Moeneclaey and G. De Jonghe, “ML-oriented NDA Carrier Synchronization for General Rotationally Symmetric Signal Constellations,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 42, no. 8, pp. 2531–2533, Aug 1994.

-
- [392] M. Nekovee, “Current Trends in Regulation of Secondary Access to TV White Spaces Using Cognitive Radio,” in *IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2011)*, Houston, USA, Dec 2011, pp. 1–6.
- [393] E. Niehenke, “Wireless Communications: Present and Future: Introduction to Focused Issue Articles,” *Microwave Magazine, IEEE*, vol. 15, no. 2, pp. 26–35, March 2014.
- [394] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, 3rd ed., R. L. Howell and J. M. Morriss, Eds. McGraw-Hill Series in Electrical Engineering, 1991.
- [395] J. Rodriguez, *Fundamentals of 5G Mobile Networks*. Wiley-IEEE Press, 2015.
- [396] J. Rustako, A., L. Greenstein, R. Roman, and A. Saleh, “Using Times-Four Carrier Recovery in M-QAM Digital Radio Receivers,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 5, no. 3, pp. 524–533, April 1987.
- [397] F. Sanders, “Broadband Spectrum Surveys in Denver, CO, San Diego, CA, and Los Angeles, CA: Methodology, Analysis, and Comparative Results,” in *IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility*, vol. 2, Denver, CO, USA, Aug 1998, pp. 988–993.
- [398] W. Schäfer and J. Passoke, “Empfänger und Verfahren zum optimierten Demodulieren und Dekodieren von digitalen Funksignalen,” Europa Schutzrecht EP 1 804 396 A2, Jan, 2006.
- [399] L. Shapiro and G. Stockman, *Computer Vision*. Prentice Hall, 2001.
- [400] R. Singh, “Development of Least Squares: A Survey,” vol. 3, pp. 54–84, March 2010.
- [401] G. E. Sleaf, M. D. Ladd, D. E. Gallegos, C. W. Sicking, and I. A. Erteza, “Novel Algorithm for Real-Time Adaptive Signal Detection and Identification,” pp. 495–504, 1998. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1117/12.327124>
- [402] Z. Tian and G. Giannakis, “Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2007*, vol. 4, Honolulu, HI, USA, April 2007, pp. IV–1357–IV–1360.

- [403] M. Viswanathan, *Simulation of Digital Communication Systems Using Matlab. Gaussian Waves, Signal Processing Simplified*, 2013.
- [404] O. Wirjadi, “Computertomografie und Analyseverfahren für industrielle Anwendungen,” in *Segmentierung von Bildobjekten und -komponenten*, 2008.
- [405] S. Wirsing and P. Reichl, “Dynamic Spectrum Access and the Current Spectrum Management Paradigm: On the Challenges of Dynamic Licensing,” in *13th International Conference on Telecommunications (ConTEL)*, Graz, Austria, July 2015, pp. 1–8.
- [406] G. Wunsch and H. Schreiber, *Stochastische Systeme*, 4th ed. Springer Science+Business Media, 2006.
- [407] L. Xu, A. KrzyŹak, and E. Oja, “Rival Penalized Competitive Learning for Clustering Analysis, RBF Net, and Curve Detection,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 4, pp. 636–649, 1993.
- [408] R. Xu and I. Wunsch, D., “Survey of Clustering Algorithms,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, no. 3, pp. 645–678, 2005.
- [409] T. Zhang, N. Leng, and S. Banerjee, “A Vehicle-based Measurement Framework for Enhancing Whitespace Spectrum Databases,” in *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, ser. MobiCom ’14. New York, NY, USA: ACM, 2014, pp. 17–28. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/2639108.2639114>
- [410] X. Zhang, T. W. Burrell, K. B. Albers, and W. B. Kuhn, “Propagation Comparisons at VHF and UHF Frequencies,” in *IEEE Radio and Wireless Symposium*, San Diego, USA, Jan 2009, pp. 244–247.
- [411] Y. Zhiming, G. Lili, and Q. Lin, “Blind Estimation of Multicarrier CDMA Sub-Carrier Frequencies Based on the High-Order Cyclic Cumulants,” in *5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WiCom ’09*, Beijing, China, Sept 2009, pp. 1–5.

Forschungsberichte aus dem Institut für Höchstfrequenztechnik und Elektronik (IHE) der Universität Karlsruhe (TH)

(ISSN 0942-2935)

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Dr.-Ing. E.h. mult. Werner Wiesbeck

Die Bände 1 (1992) bis 55 (2008) der Schriftenreihe können über das Institut Hochfrequenztechnik und Elektronik bestellt werden (<https://www.ihe.kit.edu>).

Fortführung als:

Karlsruher Forschungsberichte aus dem Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik

(ISSN 1868-4696)

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Thomas Zwick

- Band 55 Sandra Knörzer
Funkkanalmodellierung für OFDM-Kommunikationssysteme bei Hochgeschwindigkeitszügen (2009)
ISBN 978-3-86644-361-7
- Band 56 Thomas Fügen
Richtungsaufgelöste Kanalmodellierung und Systemstudien für Mehrantennensysteme in urbanen Gebieten (2009)
ISBN 978-3-86644-420-1
- Band 57 Elena Pancera
Strategies for Time Domain Characterization of UWB Components and Systems (2009)
ISBN 978-3-86644-417-1
- Band 58 Jens Timmermann
Systemanalyse und Optimierung der Ultrabreitband-Übertragung (2010)
ISBN 978-3-86644-460-7

- Band 59 Juan Pontes
**Analysis and Design of Multiple Element Antennas
for Urban Communication (2010)**
ISBN 978-3-86644-513-0
- Band 60 Andreas Lambrecht
**True-Time-Delay Beamforming für ultrabreitbandige
Systeme hoher Leistung (2010)**
ISBN 978-3-86644-522-2
- Band 61 Grzegorz Adamiuk
**Methoden zur Realisierung von dual-orthogonal, linear
polarisierten Antennen für die UWB-Technik (2010)**
ISBN 978-3-86644-573-4
- Band 62 Jutta Kühn
**AlGaIn/GaN-HEMT Power Amplifiers with Optimized
Power-Added Efficiency for X-Band Applications (2011)**
ISBN 978-3-86644-615-1
- Band 63 Małgorzata Janson
**Hybride Funkkanalmodellierung für ultrabreitbandige
MIMO-Systeme (2011)**
ISBN 978-3-86644-639-7
- Band 64 Mario Pauli
**Dekontaminierung verseuchter Böden durch
Mikrowellenheizung (2011)**
ISBN 978-3-86644-696-0
- Band 65 Thorsten Kayser
**Feldtheoretische Modellierung der Materialprozessierung
mit Mikrowellen im Durchlaufbetrieb (2011)**
ISBN 978-3-86644-719-6
- Band 66 Christian Andreas Sturm
**Gemeinsame Realisierung von Radar-Sensorik und
Funkkommunikation mit OFDM-Signalen (2012)**
ISBN 978-3-86644-879-7

- Band 67 Huaming Wu
Motion Compensation for Near-Range Synthetic Aperture Radar Applications (2012)
ISBN 978-3-86644-906-0
- Band 68 Friederike Brendel
Millimeter-Wave Radio-over-Fiber Links based on Mode-Locked Laser Diodes (2013)
ISBN 978-3-86644-986-2
- Band 69 Lars Reichardt
Methodik für den Entwurf von kapazitätsoptimierten Mehrantennensystemen am Fahrzeug (2013)
ISBN 978-3-7315-0047-6
- Band 70 Stefan Beer
Methoden und Techniken zur Integration von 122 GHz Antennen in miniaturisierte Radarsensoren (2013)
ISBN 978-3-7315-0051-3
- Band 71 Łukasz Zwirekło
Realization Limits of Impulse-Radio UWB Indoor Localization Systems (2013)
ISBN 978-3-7315-0114-5
- Band 72 Xuyang Li
Body Matched Antennas for Microwave Medical Applications (2014)
ISBN 978-3-7315-0147-3
- Band 73 Sebastian Diebold
Transistor- und Leitungsmodellierung zum Entwurf von monolithisch integrierten Leistungsverstärkern für den hohen Millimeterwellen-Frequenzbereich (2014)
ISBN 978-3-7315-0161-9
- Band 74 Christian Rusch
Integrierte, planare Leckwellenantennen für 3D-Millimeterwellen-Radarsysteme basierend auf dem holografischen Prinzip (2014)
ISBN 978-3-7315-0234-0

- Band 75 Marlene Harter
Dreidimensional bildgebendes Radarsystem mit digitaler Strahlformung für industrielle Anwendungen (2014)
ISBN 978-3-7315-0249-4
- Band 76 Michael A. Baldauf
Abhängigkeit der Exposition von der Zellgröße beim Mobilfunk unter Gewährleistung der Versorgung (2015)
ISBN 978-3-7315-0308-8
- Band 77 Alicja Ossowska
Highly Resolved Synthetic Aperture Radar with Beam Steering (2015)
ISBN 978-3-7315-0315-6
- Band 78 Małgorzata Dominika Brzeska
RF Modelling and Characterization of Tyre Pressure Sensors and Vehicle Access Systems (2015)
ISBN 978-3-7315-0348-4
- Band 79 Ulrich Lewark
Aktive Frequenzvervielfacher zur Signalerzeugung im Millimeter- und Submillimeterwellen Frequenzbereich (2015)
ISBN 978-3-7315-0354-5
- Band 80 Kai-Philipp Walter Pahl
Distributed Transformers for Broadband Monolithic Millimeter-Wave Integrated Power Amplifiers (2015)
ISBN 978-3-7315-0409-2
- Band 81 Serdal Ayhan
Hochgenaue radarbasierte Abstandsmessung mit geführter Wellenausbreitung (2016)
ISBN 978-3-7315-0433-7
- Band 82 Yoke Leen Sit
MIMO OFDM Radar-Communication System with Mutual Interference Cancellation (2017)
ISBN 978-3-7315-0599-0

- Band 83 Steffen Scherr
FMCW-Radarsignalverarbeitung zur Entfernungsmessung mit hoher Genauigkeit (2017)
ISBN 978-3-7315-0607-2
- Band 84 Tom Schipper
Modellbasierte Analyse des Interferenzverhaltens von Kfz-Radaren (2017)
ISBN 978-3-7315-0639-3
- Band 85 Malyhe Jalilvand
Application-Specific Broadband Antennas for Microwave Medical Imaging (2017)
ISBN 978-3-7315-0664-5
- Band 86 Benjamin Göttel
Millimeterwellen On-Chip Antennensysteme für die Integration in SoC Applikationen (2017)
ISBN 978-3-7315-0667-6
- Band 87 Christian Arnold
Im Orbit einstellbare Ausgangsfilter und -multiplexer (2017)
ISBN 978-3-7315-0722-2
- Band 88 Tobias Mahler
Synthese kapazitätsoptimierter Antennensysteme mit messtechnischer Verifikation (2018)
ISBN 978-3-7315-0737-6
- Band 89 Daniel Müller
RF Probe-Induced On-Wafer Measurement Errors in the Millimeter-Wave Frequency Range (2018)
ISBN 978-3-7315-0822-9
- Band 90 Tristan Visentin
Polarimetric Radar for Automotive Applications (2019)
ISBN 978-3-7315-0888-5

- Band 91 Christian von Vangerow
**Entwurf und Modellierung von Breitbandverstärkern mit
variablen Gewinn in SiGe BiCMOS Technologien (2019)**
ISBN 978-3-7315-0910-3
- Band 92 Mekdes Girma
**Concepts for Short Range Millimeter-wave Miniaturized
Radar Systems with Built-in Self-Test (2019)**
ISBN 978-3-7315-0938-7
- Band 93 Akanksha Bhutani
**Low Temperature Co-fired Ceramics for
System-in-Package Applications at 122 GHz (2019)**
ISBN 978-3-7315-0945-5
- Band 94 Jochen Schäfer
**Oberflächenwellenerzeuger für
Millimeterwellen-Leckwellenantennen (2019)**
ISBN 978-3-7315-0962-2
- Band 95 Jerzy Kowalewski
**Capacity Enhancement by Pattern-Reconfigurable
Multiple Antenna Systems in Vehicular Applications (2020)**
ISBN 978-3-7315-0997-4
- Band 96 Christian Weber
**Verfahren zur automatischen Spektralanalyse
für die Optimierung drahtloser Kommunikation
und Sensorik (2020)**
ISBN 978-3-7315-1014-7



Karlsruher Forschungsberichte aus dem
Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Thomas Zwick

Der steigende Bedarf an drahtloser Datenübertragung führt immer mehr zu einer Frequenznot. Ein effizientes Frequenzmanagement ist essentiell, um dem Bedarf an interferenzfreier Funkkommunikation gerecht zu werden. Die vorliegende Arbeit beschreibt in diesem Zusammenhang das Konzept eines automatischen Spektrum-Monitoring-Systems, welches die lokal vorliegende spektrale Effizienz ermittelt. Hierzu wird in einem neuartigen Ansatz eine multiple Parameterschätzung zur Funksignalidentifikation vorgestellt. Zudem werden im Themenbereich der automatischen Kanalsegmentierung sowie in der automatischen Modulationsartenerkennung verschiedene Algorithmen vorgestellt und neue Verfahren eingeführt.

Christian Weber schloss 2011 sein Studium der Kommunikations- und Informationstechnik an der Hochschule Offenburg als Master of Engineering ab. Im selben Jahr begann er seine Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für angewandte Forschung (IAF) in Offenburg. Gleichzeitig war er ab 2014 externer Doktorand am Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik. Sein Forschungsschwerpunkt lag auf Spektrum-Monitoring-Systemen, insbesondere auf der automatischen Kanalsegmentierung und Modulationsartenerkennung.

ISSN 1868-4696

ISBN 978-3-7315-1014-7

