

125

Karlsruher Schriftenreihe
Fahrzeugsystemtechnik

8. Fachtagung

MOBILE MACHINES
Sicherheit und Fahrerassistenz
für Arbeitsmaschinen

18. Februar 2025, Karlsruhe



8. Fachtagung

MOBILE MACHINES – Sicherheit und Fahrerassistenz für Arbeitsmaschinen

Karlsruhe, 18. Februar 2025

Herausgegeben von

Institutsteil Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima)

Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik
Band 125

Herausgeber

FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

Prof. Dr.-Ing. Martin Cichon

Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin

Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer

Prof. Dr.-Ing. Frank Henning

Prof. Dr.-Ing. Luise Kärger

Das Institut für Fahrzeugsystemtechnik besteht aus den Institutsteilen Bahnsystemtechnik, Fahrzeugtechnik, Leichtbau und Mobile Arbeitsmaschinen.

Weitere Infos unter:

www.mobima.de

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

MOBILE MACHINES – Sicherheit und Fahrerassistenz für Arbeitsmaschinen

8. Fachtagung
Karlsruhe, 18. Februar 2025

Herausgegeben von

Institutsteil Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima),
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer

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.bibliothek.kit.edu/ksp.php | E-Mail: info@ksp.kit.edu | Shop: www.ksp.kit.edu



This document – excluding parts marked otherwise, the cover, pictures and graphs – is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0): <https://creativecommons.org/licenses/by/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 2025 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1869-6058 (Schriftenreihe)

ISSN 2510-7275 (Tagungsband)

ISBN 978-3-7315-1404-6

DOI 10.5445/KSP/1000177500

Die Mobile Machines ist wieder da!

Meine sehr geehrten Damen und Herren,

nach vier Jahren Pause veranstalten wir erneut die Fachtagung „Mobile Machines – Sicherheit und Fahrerassistenz für Arbeitsmaschinen“. Diesmal jedoch in eigener Verantwortung, denn der Hanser Verlag hat sich nach der Corona-Pandemie aus dem Tagungsgeschäft zurückgezogen. Im Jahre 2023 wurde keine Tagung durchgeführt, da aufgrund der Nachwirkungen der Corona-Pandemie eine Planungssicherheit noch nicht gegeben war.

Gerne habe ich die Tagung übernommen und eine gemeinsame Abendveranstaltung mit der 10. Fachtagung „Hybride und Energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen“ geplant. Dies bietet Ihnen die Möglichkeit, sich auch mit den anderen Tagungsteilnehmern zu vernetzen.

Auf einen Tag komprimiert sind die Inhalte der Tagung zur Automatisierung und dem Datenmanagement. Ich freue mich, dass wir Referenten aus der Hochschule und der Industrie gewinnen konnten, letztgenannte sowohl aus dem Bereich der Fahrzeugherrsteller als auch der Zuliefererindustrie.

Sehr gespannt bin ich auch darauf, wie die Tagung von Ihnen angenommen wird. Über ein Feedback, auch gerne ein persönliches, freue ich mich sehr. Sehr gerne würde ich die Tagung fortführen, denn in der Vergangenheit hat sie sich in einem kleinen Fachkreis einer hohen Beliebtheit erfreut.

In diesem Sinne wünsche ich Ihnen eine spannende Tagung. Nutzen Sie die Möglichkeit zur Vernetzung auf der Abendveranstaltung. Ich freue mich auf Sie.

Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer

Leiter des Institutsteils Mobile Arbeitemaschinen (Mobima) am KIT

Inhaltsverzeichnis

Vorwort.....	i
Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer	
Effiziente Datenstrategien für digitale Zwillinge im Lebenszyklus mobiler Landmaschinen: Die Bedeutung von Standards wie AAS und ISO-XML.....	1
Dr.-Ing. Kristian Schatz	
Datenzentrierte ECAD-Entwicklung bei PÖTTINGER Landtechnik	25
Martin Freudenthaler, Dominik Huber	
Radarsensoren zur Optimierung der Umfelderkennung an mobilen Arbeitsmaschinen.....	35
Jeremy Dreger	
	
Detektionsfähigkeit: Evaluation einer zentralen Sensorsystemeigenschaft für die sichere Umfeldwahrnehmung von autonomen Maschinen	49
Magnus Komesker, Christian Meltebrink	
Sichere Sensorik für mobile Arbeitsmaschinen und ihre Anwendung in Assistenzfunktionen	63
Frank Bender, Simon Glogger, Tobias Reger, Marc Schmid	
Erkennung und Bewertung von Arbeitsprozessen eines Hydraulikbaggers im Tiefbaueinsatz	79
Martin Starke, Simon Köhler, Frank Will, Jürgen Weber	
Intelligente mobile Maschinen: Die Bedeutung von KI und elektrischen Antriebssystemen in Bau- und Landwirtschaft	91
Simon Dünnwald, Tobias Klerks, Lukas Schäfers, Rene Savelsberg und Michael Stapelbroek	
Maschinenfernsteuerung als ergonomische und zukunftsweisende Logistikzentrale	117
Florian Falbesoner	

Autonomous Driving on Skid Tracks for Forestry Machines 127

Lukas Michiels, Chris Geiger, Marcus Geimer

Physics-Inspired Neural Networks for Simulating Mobile Machinery

Dynamics 139

Marco Star, and Yingguang Chu



Effiziente Datenstrategien für digitale Zwillinge im Lebenszyklus mobiler Landmaschinen: Die Bedeutung von Standards wie AAS und ISO-XML

Dr.-Ing. Kristian Schatz¹

¹M&M Software GmbH, St. Georgen im Schwarzwald, Deutschland

Kurzfassung

Die digitale Transformation erfordert durchgängige End-to-End Datenstrategien über den gesamten Lebenszyklus mobiler Arbeitsmaschinen. Dieser Beitrag vergleicht die Asset Administration Shell (AAS) nach IDTA und den ISOXML-Standard, zwei Schlüsseltechnologien, die das Ziel haben, die Standardisierung in der Digitalisierung mobiler Landmaschinen zu fördern. Die Analyse basiert auf der Hypothese, dass beide Standards in verschiedenen Lebenszyklusphasen relevant sind und durch ihre komplementären Stärken digitalisierte E2E-Prozesse unterstützen.

Während der Entwicklungs- und Produktionsphasen strukturiert die AAS die Produktdaten des Herstellers und seiner Zulieferer. Sie ermöglicht die effiziente Verwaltung und Integration aller relevanten Daten entlang Lieferkette und Produktionsprozess, was die Zusammenarbeit und Interoperabilität zwischen Akteuren optimiert. In der Einsatzphase einer Landmaschine stellt der ISOXML-Standard eine standardisierte Schnittstelle für den Datenaustausch zwischen Maschinen und Farm-Management-Systemen bereit.

Dies führt zu einer signifikanten Effizienzsteigerung durch die Optimierung von Maschinenabläufen und Ressourceneinsatz.

Der Beitrag diskutiert einen Vergleich von AAS und ISOXML als Basis für durchgängige digitale Prozessketten, die die Effizienz und Optimierung des gesamten Wertschöpfungsnetzwerkes fördern. Abschließend werden Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Implementierung dieser Technologien erörtert, mit einem Fokus auf Datenkompatibilität, Echtzeitverarbeitung und Skalierbarkeit, die für eine nachhaltige und effektive digitale Transformation unerlässlich sind.

Schlagworte: Digitale Zwillinge, Asset Administration Shell (AAS), ISOXML

1 Einleitung

1.1 Motivation und Kontext

Die fortschreitende Digitalisierung in der Industrie und Landwirtschaft stellt Unternehmen vor die Herausforderung, komplexe Systeme und Prozesse digital abzubilden und zu vernetzen. Die Integration verschiedener Technologien, Maschinen und Informationssysteme erfordert dabei standardisierte Ansätze für den Datenaustausch und die Systemintegration. In diesem Kontext haben sich zwei bedeutende Standards entwickelt: Die Asset Administration Shell (AAS) der Industrial Digital Twin Association (IDTA) für industrielle Anwendungen und ISOXML, basierend auf ISO 11783, für landwirtschaftliche Prozesse.

1.2 Ausgangssituation

Die Asset Administration Shell, als wesentlicher Baustein der Industrie 4.0-Initiative, bietet ein umfassendes Framework für die digitale Repräsentation

industrieller Assets. Sie ermöglicht eine durchgängige Integration über Fertigungsprozesse und Lieferketten hinweg und unterstützt dabei insbesondere die Verwaltung von Produktlebenszyklen in der industriellen Fertigung.

Parallel dazu hat sich ISOXML als führender Standard für den landwirtschaftlichen Datenaustausch etabliert. Dieser Standard wurde speziell für die Anforderungen der Präzisionslandwirtschaft entwickelt und ermöglicht die nahtlose Integration von Farmmanagement-Systemen mit landwirtschaftlichen Maschinen verschiedener Hersteller.

1.3 Herausforderungen der Digitalisierung mobiler Landmaschinen

Der Lebenszyklus mobiler landwirtschaftlicher Maschinen stellt besondere Anforderungen an die digitale Transformation. Von der ersten Konzeptphase über Engineering und Produktion bis hin zum operativen Einsatz und der späteren Außerbetriebnahme durchläuft eine Landmaschine verschiedene Phasen, die jeweils spezifische Anforderungen an die digitale Repräsentation und den Datenaustausch stellen. Die besondere Herausforderung liegt dabei in der Verknüpfung industrieller Fertigungsprozesse mit den späteren Einsatzszenarien in der Landwirtschaft. Mobile Landmaschinen müssen sowohl in die digitalen Ökosysteme der Fertigung als auch in die der landwirtschaftlichen Betriebe integriert werden können.

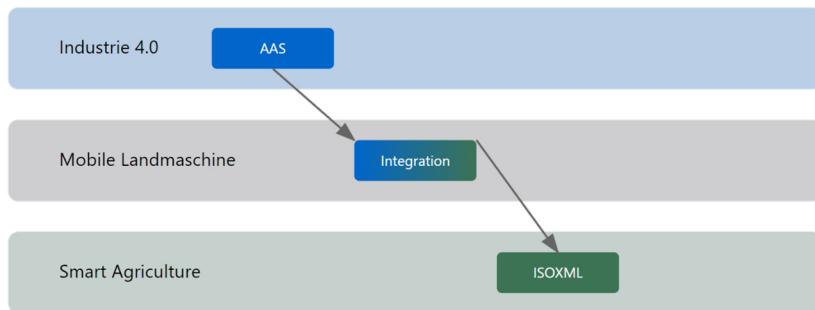


Abbildung 1.1: Herausforderung vertikale Integration zwischen Industrie 4.0 und Smart Agriculture

Die Abbildung zeigt die Herausforderung der vertikalen Integration zwischen Industrie 4.0 und Smart Agriculture. Mobile Landmaschinen bilden dabei die Integrationsebene zwischen dem industriellen Standard AAS und dem landwirtschaftlichen Standard ISOXML. Die Visualisierung verdeutlicht die Notwendigkeit einer durchgängigen Datenintegration über verschiedene Domänen hinweg.

2 Lebenszyklus mobiler Landmaschinen

Die Digitalisierung in der Landtechnik erfordert ein umfassendes Verständnis des gesamten Lebenszyklus einer mobilen Landmaschine. Im Gegensatz zu stationären Industrieanlagen weisen mobile Landmaschinen besondere Charakteristika auf, die sich direkt auf die Anforderungen an ihre digitale Repräsentation auswirken. Der Lebenszyklus erstreckt sich dabei von der ersten Konzeptphase bis zur endgültigen Außerbetriebnahme und umfasst sowohl industrielle als auch landwirtschaftliche Umgebungen.

2.1 Übersicht der Lebenszyklusphasen

Die nachfolgende Abbildung gibt einen strukturierten Überblick über die verschiedenen Lebenszyklusphasen einer mobilen Landmaschine und ordnet diesen beispielhafte Use-Cases zu. Diese Zuordnung verdeutlicht die Vielfalt der Anwendungsfälle und die Komplexität der digitalen Abbildung über den gesamten Lebenszyklus. Dabei ist zu beachten, dass die aufgeführten Use-Cases nicht erschöpfend sind, sondern vielmehr charakteristische Beispiele für die jeweilige Phase darstellen. Je nach Maschinentyp, Einsatzgebiet und spezifischen Anforderungen können weitere Use-Cases hinzukommen oder einzelne Aspekte unterschiedlich stark ausgeprägt sein.



Abbildung 2.1: Übersicht der Lebenszyklusphasen und zugehörige Use-Cases mobiler Landmaschinen

2.2 Anforderungen an die digitale Kontinuität

Die erfolgreiche digitale Transformation in der Landtechnik erfordert eine durchgängige Verfügbarkeit und Konsistenz von Daten über alle Lebenszyk-

lusphasen einer mobilen Landmaschine hinweg. Die Komplexität dieser Aufgabe wird durch die Vielzahl beteiligter Systeme, Akteure und Umgebungen noch verstärkt. Um diese digitale Kontinuität zu gewährleisten, müssen verschiedene Kernanforderungen erfüllt werden, die sich in drei zentrale Bereiche gliedern.

2.2.1 Datenkonsistenz

Eine Voraussetzung für die digitale Kontinuität ist die durchgängige Konsistenz aller maschinenbezogenen Daten. Dies bedeutet im Einzelnen:

- Die **eindeutige Identifikation** über den gesamten Lebenszyklus stellt sicher, dass jede Maschine und ihre Komponenten zu jedem Zeitpunkt korrekt identifiziert und zugeordnet werden können. Dies ist besonders wichtig bei Maschinenpopulationen mit vielen Varianten und Konfigurationen.
- Die **Versionskontrolle** von Konfigurationen dokumentiert alle technischen und softwarebezogenen Änderungen an der Maschine. Damit wird nachvollziehbar, welche Komponenten oder Einstellungen zu welchem Zeitpunkt modifiziert wurden.
- Ein **systematisches Änderungsmanagement** definiert die Prozesse zur kontrollierten Durchführung und Dokumentation von Modifikationen. Dies umfasst sowohl geplante Updates als auch notwendige Anpassungen während des Betriebs.
- Die **Dokumentationsversionierung** gewährleistet, dass alle technischen Unterlagen in ihrer jeweils gültigen Version verfügbar sind und Änderungen nachvollzogen werden können.
- Das **Konfigurationsbaseline-Management** etabliert Referenzkonfigurationen, die als Basis für Änderungen und Vergleiche dienen.

2.2.2 Informationsfluss zwischen den Phasen

Der zweite Kernbereich betrifft den strukturierten Informationsfluss zwischen den verschiedenen Lebenszyklusphasen. Hier ist entscheidend, dass relevante Informationen phasenübergreifend verfügbar sind:

- Die Übertragung der **Design-Spezifikationen** in die Produktion bildet die Grundlage für eine korrekte Fertigung.
- **Produktionsdaten** müssen dem Service zur Verfügung stehen, um eine effektive Wartung und Instandhaltung zu ermöglichen.
- **Betriebsdaten** fließen zurück ins Engineering und unterstützen die kontinuierliche Produktverbesserung.
- **Leistungsdaten** aus dem praktischen Einsatz beeinflussen zukünftige Design-Entscheidungen.
- Die **Service-Historie** muss für die Wartungsplanung und -durchführung verfügbar sein.
- **Qualitätsdaten** müssen phasenübergreifend zugänglich sein, um Qualitätsstandards durchgängig sicherzustellen.

2.2.3 Schnittstellenanforderungen

Der dritte Bereich umfasst die technischen Voraussetzungen für den Datenaustausch zwischen verschiedenen Systemen:

- Die **Systemintegrationsfähigkeiten** müssen die Anbindung an verschiedene IT-Systeme ermöglichen, von Entwicklungstools über Produktionssysteme bis hin zu Farm-Management-Software.
- Standardisierte Datenaustauschformate gewährleisten die **Kompatibilität** zwischen verschiedenen Systemen und Herstellern.
- Definierte **Kommunikationsprotokolle** regeln den technischen Ablauf des Datenaustauschs.
- Implementierte **Sicherheitsmechanismen** schützen sensitive Daten und gewährleisten die Integrität der Systeme.
- Ein strukturiertes **Zugriffsmanagement** steuert die Berechtigungen verschiedener Nutzergruppen und Systeme.

Diese Anforderungen bilden den Rahmen für die Bewertung und Weiterentwicklung von Standards wie AAS und ISOXML. Ihre Erfüllung ist entscheidend für eine erfolgreiche digitale Integration über den gesamten Lebenszyklus einer mobilen Landmaschine.

3 Verwaltungsschale als Konzept für Digitale Zwillinge in Industrie 4.0

3.1 Grundlagen der Verwaltungsschale

Die Verwaltungsschale (Asset Administration Shell, AAS) wurde als zentrales Konzept der Industrie 4.0 entwickelt, um physische oder nicht-physische Assets digital zu repräsentieren. Sie bildet die standardisierte digitale Repräsentation eines Assets und ermöglicht dessen Integration in digitale Netzwerke und Industrie 4.0-Umgebungen.

Die Grundidee besteht darin, jedes industrielle Asset mit einer digitalen Hülle - der Verwaltungsschale - zu umgeben, die alle Aspekte eines Digitalen Zwillings abbilden. Diese enthält alle relevanten Informationen und Funktionalitäten des Assets und macht diese über standardisierte Schnittstellen zugänglich. Damit wird das Asset zu einer Industrie 4.0-Komponente, die aktiv am digitalen Datenaustausch teilnehmen kann.

3.2 Die Asset Administration Shell der IDTA

Die Industrial Digital Twin Association (IDTA) hat mit der Asset Administration Shell (AAS) einen offenen Standard für die Implementierung der Verwaltungsschale geschaffen. Die Spezifikation des Standards ist Stand Dezember 2024 frei abrufbar [1]. Die AAS-Spezifikation definiert folgende Aspekte:

3.2.1 Strukturelle Elemente

Der AAS-Standard basiert auf einem modularen Aufbau mit folgenden Kernelementen:

- **Asset Information Model:** Definiert die grundlegende Struktur der Informationsrepräsentation

- **Submodelle:** Kapseln spezifische Aspekte des Assets in eigenständigen Modulen [2].
- **Properties:** Beschreiben die Eigenschaften des Assets durch standardisierte Merkmale
- **Operations:** Definieren die Funktionalitäten und Interaktionsmöglichkeiten
- **Events:** Ermöglichen die Kommunikation von Zustandsänderungen und Ereignissen

3.2.2 Identifikation und Referenzierung

Ein zentraler Aspekt des Standards ist die eindeutige Identifikation von Assets und ihren digitalen Repräsentationen:

- Globale Identifikatoren für Assets und Verwaltungsschalen
- Referenzierungsmechanismen zwischen verschiedenen AAS-Instanzen
- Versionierung von Assets und ihren digitalen Repräsentationen

3.2.3 Interoperabilität

Der Standard gewährleistet die Interoperabilität auf verschiedenen Ebenen:

- Syntaktische Interoperabilität durch standardisierte Datenformate
- Semantische Interoperabilität durch einheitliche Bedeutungszuweisungen
- Technische Interoperabilität durch definierte Kommunikationsprotokolle

3.2.4 Implementierung und Anwendung

Die praktische Umsetzung der AAS erfolgt typischerweise in mehreren Schritten:

1. Asset-Identifikation und -Klassifizierung
2. Definition der erforderlichen Submodelle

3. Implementierung der Informationsmodelle
4. Integration der Kommunikationsschnittstellen
5. Einbindung in übergeordnete Systeme

3.2.5 AAS Typologie

Digitale Zwillinge auf Basis der Asset Administration Shell (AAS) werden in drei verschiedene Typen kategorisiert, die sich durch ihren Funktionsumfang und ihre Fähigkeiten unterscheiden. Die folgende Tabelle zeigt einen Vergleich und Differenzierungsmerkmale dieser Typen.

Tabelle 3.1: AAS-Typologie: Fähigkeiten und Differenzierungsmerkmale

Kategorie	Typ 1 AAS	Typ 2 AAS	Typ 3 AAS
Aktive vs. Passive Teile	Nur passiver Teil	Beides, mit eingeschränkter aktiver Funktionalität	Vollständige Integration aktiver und passiver Teile
Echtzeit-Fähigkeiten	Keine Echtzeit-Interaktion	Grundlegende Echtzeit-Interaktion	Fortgeschrittenes Echtzeit-Monitoring und -Steuerung
Automatisierungsgrad	Keine Automatisierung	Grundlegende Automatisierung vordefinierter Aktionen	Hochgradige Automatisierung, geschlossene Regelkreise
Datenverarbeitung	Statische Daten (ID, Metadaten, Spezifikationen)	Vordefinierte Regelkreise	Kontinuierliche Optimierung, Echtzeit-Anpassungen
Interoperabilität	Statische Interoperabilität	Interoperabilität mit eingeschränkten Echtzeitdaten	Nahtlose Echtzeit-Interaktion zwischen Systemen
Anwendungsfälle	Anlagenkatalog, Dokumentation	Grundlegende betriebliche Anpassungen	Intelligente Fabriken, vorausschauende Wartung und autonome Systeme

Diese Typologie, spiegelt eine evolutionäre Entwicklung von einer rein passiven Informationssammlung hin zu einem intelligenten, interaktiven Digitalen Zwilling wider. Jeder neue Typ baut auf den Fähigkeiten des vorherigen auf und erweitert diese um neue Funktionalitäten (siehe folgende Abbildung). Diese modulare Entwicklung ermöglicht es, die Komplexität der digitalen Repräsentation schrittweise zu erhöhen und dabei die Investitionen in bestehende Implementierungen zu schützen. Unternehmen können so ihre AAS-Implementierung entsprechend ihrer Anforderungen und Möglichkeiten graduell weiterentwickeln.

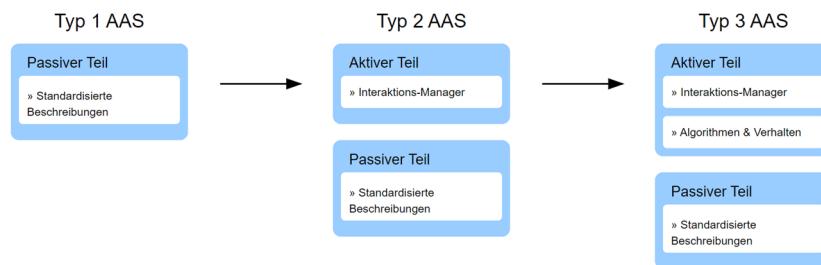


Abbildung 3.1: AAS Typologie

4 Der ISOXML-Standard für die digitale Integration in der Landtechnik

4.1 Grundlagen des ISOXML-Standards

ISOXML, basierend auf der ISO 11783 (auch bekannt als ISOBUS), wird als zentraler Standard für den Datenaustausch in der Landtechnik entwickelt. Der Standard ermöglicht die digitale Integration von landwirtschaftlichen Maschinen, Geräten und Farmmanagement-Informationssystemen (FMIS).

Die Grundidee besteht darin, eine standardisierte Kommunikation zwischen allen Komponenten des landwirtschaftlichen Produktionsprozesses zu gewährleisten. Dies umfasst sowohl die physische Kommunikation zwischen Traktor und Anbaugeräten als auch den digitalen Datenaustausch mit Managementsystemen.

4.2 ISOBUS Data Dictionary

Zentraler Bestandteil ist das ISOBUS Data Dictionary nach ISO 11783-11. Es dient als standardisiertes Verzeichnis für die Beschreibung von Daten und Prozessen in der Landtechnik. Es definiert eine einheitliche Terminologie und Datenstruktur für die Kommunikation zwischen landwirtschaftlichen Geräten und Systemen [3].

Der Standard implementiert verschiedene Mechanismen zur eindeutigen Identifikation:

- Eindeutige Kennzeichnung von Maschinen und Geräten
- Referenzierung von Feldgrenzen und Bearbeitungszonen
- Zuordnung von Prozessdaten zu spezifischen Aufgaben
- Versionierung von Aufträgen und ihrer Ausführung

4.2.1 Strukturelle Organisation

Das Data Dictionary ist hierarchisch aufgebaut und enthält:

- Device Description Objects (DDOs): Standardisierte Beschreibungen von Gerätefunktionen
- Device Property Objects (DPOs): Definition von Geräteeigenschaften
- Device Process Data (DPDs): Beschreibung von Prozessdaten
- Device Value Presentation Objects (DVPs): Spezifikation zur Darstellung von Werten

4.2.2 Zentrale Funktionen

Das Dictionary erfüllt mehrere wichtige Aufgaben:

- Standardisierung der Kommunikation
- Einheitliche Bezeichnungen für Funktionen und Parameter
- Definierte Datentypen und Wertebereiche
- Festgelegte Maßeinheiten und Umrechnungsfaktoren

4.2.3 Erweiterbarkeit

- Herstellerspezifische Erweiterungen möglich
- Definierter Prozess für die Aufnahme neuer Elemente
- Versionierung von Dictionary-Einträgen

4.2.4 Multilinguale Unterstützung

- Mehrsprachige Bezeichnungen für Funktionen
- Standardisierte Übersetzungen
- Sprachunabhängige Identifikation

Das Data Dictionary bildet damit die Grundlage für die herstellerübergreifende Kompatibilität und ermöglicht eine eindeutige Interpretation der ausgetauschten Daten in ISOBUS-Systemen.

4.3 Die ISOXML-Spezifikation

Der ISOXML-Standard integriert das ISOBUS Data Dictionary und definiert ein umfassendes Framework für die Abbildung landwirtschaftlicher Prozesse und Daten. Somit gewährleistet ISOXML die Interoperabilität auf mehreren Ebenen:

- Physische Interoperabilität durch standardisierte ISOBUS-Schnittstellen
- Datentechnische Interoperabilität durch einheitliche XML-Strukturen

- Semantische Interoperabilität durch definierte Begriffe und Bedeutungen
- Prozessuale Interoperabilität durch standardisierte Abläufe

Die praktische Umsetzung von ISOXML erfolgt typischerweise in folgenden Schritten:

1. Integration der ISOBUS-Kommunikation
2. Implementierung der XML-Datenstrukturen
3. Entwicklung der Prozesssteuerung
4. Integration mit Farmmanagement-Systemen
5. Einbindung in betriebliche Abläufe

5 Vergleich der Standards AAS und ISOXML: Einsatz im Lebenszyklus mobiler Landmaschinen

Die Standards AAS und ISOXML wurden für unterschiedliche Primärzwecke entwickelt, überschneiden sich jedoch in ihren Anwendungsgebieten bei mobilen Landmaschinen. Ein systematischer Vergleich über die Lebenszyklusphasen zeigt die jeweiligen Stärken und Komplementaritäten.

5.1 Einsatz in den Lebenszyklusphasen

5.1.1 Entwicklung und Engineering

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none">• Stärke in der digitalen Repräsentation von Entwicklungsdaten• Management von Komponenten und deren Beziehungen• Integration von Simula-	<ul style="list-style-type: none">• Fokus auf Definition von Geräteschnittstellen• Standardisierung von Kommunikationsprotokollen

<p>tionsmodellen</p> <ul style="list-style-type: none"> • Versionsverwaltung von Konstruktionsdaten • Digitaler Zwilling im Engineering 	<ul style="list-style-type: none"> • Weniger relevant in frühen Entwicklungsphasen • Wichtig für Schnittstellen-spezifikation
---	---

5.1.2 Produktion

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Durchgängige Dokumentation des Fertigungsprozesses • Integration in Fertigungssysteme • Qualitätssicherung und Rückverfolgbarkeit • Digitaler Zwilling in der Produktion 	<ul style="list-style-type: none"> • Kaum Bedeutung in der Produktionsphase • Nur relevant für ISOBUS-Konformitätstests • Kalibrierung von Sensoren und Aktoren

5.1.3 Inbetriebnahme und Konfiguration

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Digitale Bereitstellung von Konfigurationsdaten • Management von Varianten und Optionen • Integration von Dokumentation und Anleitungen 	<ul style="list-style-type: none"> • Standardisierte Geräteidentifikation • Plug-and-Play-Funktionalität • Automatische Geräteerkennung • Task-Controller-Konfiguration

5.1.4 Betriebsphase

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Monitoring von Betriebszuständen • Wartungsplanung und -dokumentation 	<ul style="list-style-type: none"> • Stärke in der Prozesssteuerung • Standardisierte Auftragsabwicklung

<ul style="list-style-type: none"> • Integration in übergeordnete Systeme • Predictive Maintenance 	<ul style="list-style-type: none"> • Integration mit Farm-Management • Dokumentation von Feldarbeiten
--	---

5.2 Zentrale Aspekte im Vergleich

5.2.1 Digitaler Zwilling

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Umfassende digitale Repräsentation • Integration verschiedener Datenquellen • Evolutionäre Entwicklung (Typ 1-3) • Fokus auf Asset-Lifecycle 	<ul style="list-style-type: none"> • Fokus auf operative Prozessdaten • Standardisierte Prozessabläufe • Begrenzt auf landwirtschaftliche Anwendungen

5.2.2 Datenmanagement

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Flexibles Informationsmodell • Standardisierte Data Dictionaries integrierbar • Erweiterbare Submodelle • Verschiedene Detaillierungsgrade • Herstellerübergreifende Integration 	<ul style="list-style-type: none"> • Fest definierte Datenstrukturen • Standardisiertes Data Dictionary • Fokus auf Prozessdaten • Erweiterbarkeit über standardisierten Prozess möglich • Herstellerübergreifende Integration

5.2.3 Prozessintegration

AAS	ISOXML
<ul style="list-style-type: none"> • Fokus auf Integration in Indust- 	<ul style="list-style-type: none"> • Fokus auf Integration in

<p>rie 4.0-Umgebungen</p> <ul style="list-style-type: none">• Flexible Schnittstellendefinition• Verschiedene Kommunikationsstandards	<p>Farm-Management-Systeme</p> <ul style="list-style-type: none">• Spezialisiert auf landwirtschaftliche Prozesse• Standardisierte ISOBUS-Kommunikation
--	--

5.3 Komplementarität der Standards

Die Gegenüberstellung der Standards offenbart deutliche Komplementaritäten in ihren jeweiligen Stärken und Einsatzgebieten. Während die Asset Administration Shell umfassende Möglichkeiten für das Asset-Lifecycle-Management bietet und damit die gesamte Lebensspanne einer Landmaschine digital begleiten kann, zeigt ISOXML seine besonderen Stärken in der standardisierten Prozesssteuerung landwirtschaftlicher Arbeitsabläufe. Diese unterschiedlichen Schwerpunkte ergänzen sich in idealer Weise. Die AAS ermöglicht eine durchgängige Verwaltung aller maschinenbezogenen Informationen von der Entwicklung bis zur Außerbetriebnahme, während ISOXML die spezifischen Anforderungen des landwirtschaftlichen Einsatzes adressiert. Eine Kombination beider Standards könnte somit eine vollständig durchgängige Digitalisierung ermöglichen, die sowohl die industriellen als auch die landwirtschaftlichen Aspekte mobiler Landmaschinen abdeckt. Das Potenzial für eine Integration beider Standards ist erheblich und könnte zu einer neuen Generation digital vernetzter Landtechnik führen, die die Vorteile beider Welten vereint.

Die folgende Abbildung verdeutlicht einen denkbaren technischen Architektur-Ansatz zur Integration von AAS und ISOXML im digitalen Zwilling einer mobilen Landmaschine.

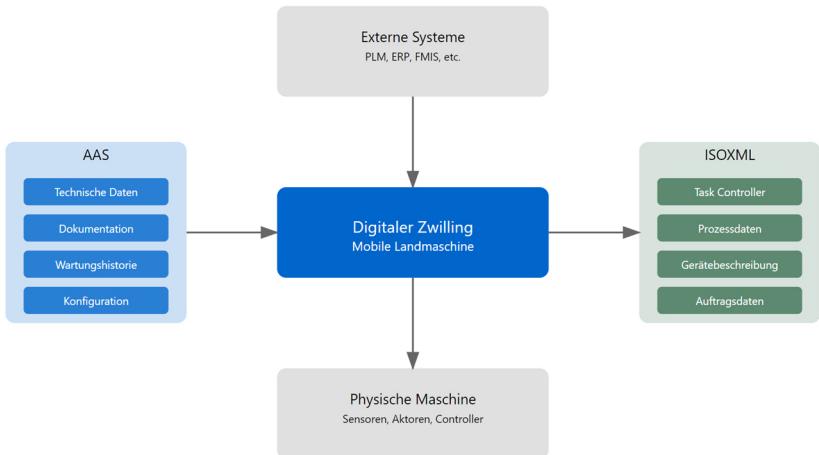


Abbildung 5.1: Architekturansatz für Digitale Zwillinge von mobilen Landmaschinen

Während AAS die technischen Aspekte, Dokumentation und Konfiguration verwaltet, steuert ISOXML die operativen Prozesse und Auftragsdaten. Die vertikale Integration verbindet Unternehmenssysteme über den digitalen Zwilling mit der physischen Maschine. Eine besondere Herausforderung liegt in der Synchronisation und dem Datenaustausch zwischen beiden Standards, um eine durchgängige Digitalisierung zu ermöglichen.

5.4 Integration und Interoperabilität

Die folgende Abbildung visualisiert den Lebenszyklus einer mobilen Landmaschine. Die Zuordnung der Standards AAS und ISOXML zu den einzelnen Phasen wird durch die Balken unterhalb verdeutlicht. Der Feedback-Loop zeigt die erforderliche Rückführung von Betriebsdaten in die frühen Entwicklungsphasen für kontinuierliche Produktverbesserungen - eine besondere Herausforderung für die Integration beider Standards.

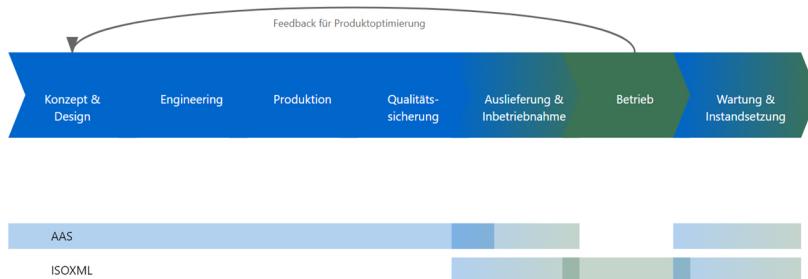


Abbildung 5.2: Relevanz von AAS und ISOXML im Lebenszyklus von mobilen Landmaschinen

Die optimale Nutzung beider Standards erfordert verschiedene Entwicklungsschritte zur Verbesserung ihrer Interoperabilität. Zentral ist dabei die Entwicklung durchdachter Integrationskonzepte, die eine nahtlose Zusammenarbeit zwischen AAS und ISOXML ermöglichen. Dies kann durch eine systematische Standardisierung der Schnittstellen zwischen beiden Standards unterstützt werden, um einen reibungslosen Datenaustausch zu gewährleisten. Darüber hinaus könnten beide Standards weiterentwickelt werden, um den spezifischen Anforderungen mobiler Landmaschinen besser gerecht zu werden. Ein besonderer Fokus sollte dabei auf der Harmonisierung von Datenmodellen und Semantik liegen, damit Informationen konsistent interpretiert und verarbeitet werden können. Diese Weiterentwicklungen bilden die Grundlage für eine erfolgreiche Integration der Standards in der digitalisierten Landtechnik.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Analyse der Standards AAS und ISOXML im Kontext mobiler Landmaschinen zeigt die Komplexität der digitalen Transformation in der Landtechnik. Die Untersuchung der verschiedenen Lebenszyklusphasen und ihrer spezifischen Anforderungen verdeutlicht die Notwendigkeit durchgäng-

giger digitaler Lösungen, die sowohl industrielle als auch landwirtschaftliche Aspekte berücksichtigen.

6.1 Kernerkenntnisse

Die vergleichende Analyse der Standards offenbart ihre komplementären Stärken: Während die Asset Administration Shell überzeugende Konzepte für die digitale Repräsentation in industriellen Umgebungen bietet, exceliert ISOXML in der Abbildung landwirtschaftlicher Prozesse und der Integration von Feldoperationen. Die Herausforderung besteht darin, diese Stärken zu vereinen und dabei die spezifischen Anforderungen mobiler Landmaschinen zu berücksichtigen.

Die Untersuchung zeigt auch, dass die digitale Kontinuität über den gesamten Lebenszyklus besondere Anforderungen an Datenkonsistenz, Informationsfluss und Schnittstellenmanagement stellt. Diese Anforderungen werden von den bestehenden Standards unterschiedlich erfüllt.

6.2 Handlungsempfehlungen

Basierend auf den Analyseergebnissen lassen sich folgende Empfehlungen ableiten:

- Die Weiterentwicklung der Standards sollte die Integration von industriellen und landwirtschaftlichen Anforderungen stärker berücksichtigen. Eine engere Zusammenarbeit der Standardisierungsgremien könnte hier wichtige Synergien erschließen.
- Die Implementierung der Standards muss die Besonderheiten mobiler Landmaschinen wie variable Einsatzumgebungen, wechselnde Kommunikationsinfrastruktur und saisonale Nutzungsmuster berücksichtigen.

6.3 Zukunftsperspektiven

Die digitale Transformation in der Landtechnik wird durch verschiedene Trends weiter an Dynamik gewinnen:

- **Technologische Entwicklungen:** Die fortschreitende Integration von IoT-Technologien, künstlicher Intelligenz und autonomen Systemen stellt neue Anforderungen an die digitale Repräsentation von Landmaschinen. Standards müssen diese Entwicklungen aufgreifen und entsprechende Erweiterungen vorsehen.
- **Nachhaltigkeit und Ressourceneffizienz:** Die wachsende Bedeutung ökologischer Aspekte erfordert eine umfassendere Betrachtung des gesamten Lebenszyklus. Standards müssen die Dokumentation und Optimierung von Umweltauswirkungen unterstützen.
- **Digitale Ökosysteme:** Die zunehmende Vernetzung von Maschinen, Systemen und Organisationen führt zu komplexeren digitalen Ökosystemen. Standards spielen eine Schlüsselrolle bei der Integration dieser Systeme und der Gewährleistung von Interoperabilität.

Es ist davon auszugehen, dass Datenintegrationsstrategien für unterschiedliche Aspekte von digitalen Zwillingen entwickelt werden müssen. Dabei spielen schon existierende Standards eine Schlüssel-Rolle. Die Abbildung visualisiert die Zukunftsvision eines digitalen Zwilling für mobile Landmaschinen.

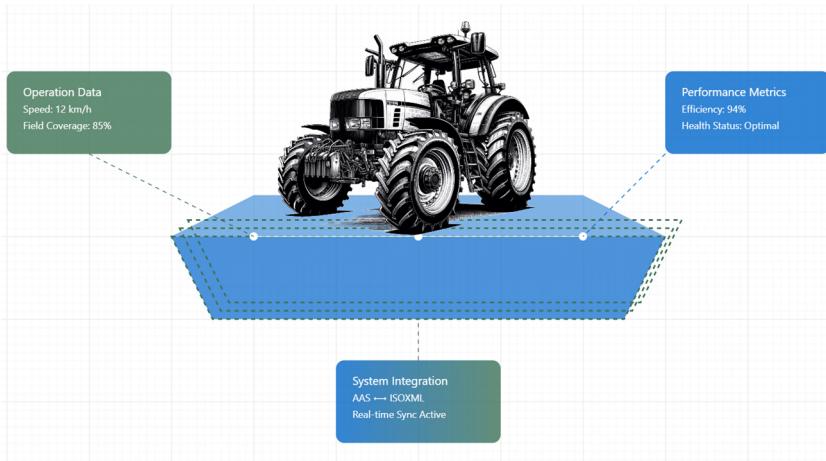


Abbildung 6.1: Zukunftsvision eines digitalen Zwillinges für mobile Landmaschinen

Die verschiedenen Datenebenen auf Basis komplementärer Standards sorgen für eine nahtlose Integration von Industrie 4.0 (blau) und Smart Agriculture (grün). Während die Performance-Metriken technische Leistungsdaten aus der AAS bereitstellen, zeigen die Betriebsdaten die landwirtschaftlichen Prozessparameter aus ISOXML. Die Systemintegrationsebene verdeutlicht die Verschmelzung beider Standards in einem durchgängigen digitalen Zwilling. Forschungsansätze

Die Analyse zeigt auch weiteren Forschungsbedarf in verschiedenen Bereichen:

- Die Integration von industriellen und landwirtschaftlichen Standards erfordert neue Konzepte und Methoden. Hier sind weitere Untersuchungen zur optimalen Verknüpfung der verschiedenen Ansätze notwendig.
- Die Skalierbarkeit und Performanz der Standards in großen, verteilten Systemen muss weiter erforscht werden.

- Die Auswirkungen neuer Technologien wie Edge Computing und 5G auf die Standardisierung bedürfen detaillierter Untersuchungen.

6.4 Fazit

Die digitale Transformation in der Landtechnik erfordert eine kontinuierliche Weiterentwicklung der Standards unter Berücksichtigung der spezifischen Anforderungen mobiler Landmaschinen. Die Integration industrieller und landwirtschaftlicher Aspekte sowie die Einbindung neuer Technologien werden dabei zentrale Herausforderungen darstellen. Der Erfolg dieser Entwicklung wird maßgeblich von der Zusammenarbeit aller Beteiligten und der konsequenten Orientierung an den Bedürfnissen der Anwender abhängen.

Referenzen

- [1] IDTA: AAS Spezifikationen <https://industrialdigitaltwin.org/content-hub/aasspecifications> Aufgerufen: Dezember 2024
- [2] IDTA: AAS Submodel Templates <https://industrialdigitaltwin.org/content-hub/teilmodelle> Aufgerufen: Dezember 2024
- [3] ISOBUS Data Dictionary according to ISO 11783-11 <https://www.isobus.net/isobus/> Aufgerufen: Dezember 2022

Datenzentrierte ECAD-Entwicklung bei PÖTTINGER Landtechnik

Martin Freudenthaler¹, Dominik Huber¹

¹ PÖTTINGER Landtechnik GmbH, Grieskirchen, Österreich

Kurzfassung

Komplexer werdende Maschinen mit zunehmend höherem Grad an Automatisierung müssen auch den Ansprüchen an Qualität, Sicherheit und tendenziell immer kürzer werdenden Entwicklungszeiten genügen.

PÖTTINGER Landtechnik GmbH setzt daher gerade im Bereich der mechatronischen Systementwicklung auf die datenzentrierte Kooperationsplattform Engineering Base Cable des norddeutschen Software-Hauses Aucotec, welche das mechatronische System bezüglich ihrer elektrischen und hydraulischen Komponenten und vor allem dem Kabelbaum in einem digitalen Zwilling abbildet.

Die Vorteile liegen dabei auf der Hand: Durch die Kooperationsplattform werden die System-definierenden Daten zentral gewartet und über die Toolschnittstellen hinweg synchronisiert und abgeglichen. Dies gewährleistet durchgehende Datenkonsistenz, effiziente Entwicklungsabläufe ohne manuelle, redundante Datenpflege und steigert gleichzeitig die Entwicklungsqualität. Datenblätter der Komponenten, Systemschaltbilder, Hydraulikpläne, Kabelbaumdefinition und deren Verlegung im 3D-CAD greifen durchgehend ineinander und liefern letztlich auch die Basis für Kunden- und Servicedokumentation. Diese bietet den Servicetechnikern im Feld bestmögliche Unterstützung: Dank der Datenvernetzung und deren Abbildung durch

automatisierte Hyperlinks zwischen den einzelnen Detailplänen kann dem Endkunden maximaler Servicekomfort geboten werden.

Der anfängliche Mehraufwand bei der Datenpflege macht sich nicht nur durch gesteigerte Entwicklungsqualität bemerkbar, sondern macht sich im laufenden Produktlebenszyklus bei wesentlich geringerem Wartungsaufwand bei höherem Grad der Dokumentation mehrfach bezahlt.

Schlagworte: Engineering & Dokumentation, ECAD, Digitale Kooperationsplattform, Digitaler Zwilling, Kabelbaum-Entwicklung, Hydraulikplan, Auco-tec Engineering Base

1 Ausgangslage

Kabelbaumentwicklung war für einen klassischen Implement-Hersteller sehr lange eine Randerscheinung. Für die, vom Standpunkt der Mechatronik gesehen, sehr einfachen Maschinen reichte es aus, wenn am Ende der Produktentwicklung ein einfacher Schaltplan, sowie für den Lieferanten eine Längenskizze für den Kabelbaum vorhanden war. In das klassische CAD wurden Kabelbäume nicht integriert. Einfache, stand-alone ECAD-Systeme waren zu diesen Zwecken ausreichend.

Die notwendigen Längen wurden zumeist manuell an den ersten Prototypen abgemessen bzw. auf Basis von Vorgängermaschinen abgeschätzt. Dies hatte zur Folge, dass die ersten Prototypenkabelbäume mit ausreichenden Längen-Sicherheiten bestellt wurden und somit mehrere Optimierungsschleifen im Designprozess notwendig waren. Zudem war diese Vorgehensweise bei standortübergreifender Entwicklung der Prototypen nicht gerade effizient.

Die sehr rudimentäre Entwicklungsdokumentation impliziert auch, dass ein wesentlicher Teil der Kabelbaumspezifikation zu den Lieferanten ausgelagert

wurde. Beispiele dafür sind die Splicesstellen-Definition oder die Festlegung der Schutzmaterialien und deren Dimensionierung.

Eine exakte und vollständige Designspezifikation zur Ausführung des Kabelbaums lag somit intern nicht vor. Kabelbäume, die im Haus selbst gebaut wurden (z.B. für eine schnellere Prototypenverfügbarkeit), waren dementsprechend nicht mit jenen der Lieferanten vergleichbar.

Da die Kabelbäume im 3D Maschinendesignprozess (MCAD) nicht berücksichtigt wurden, mussten auch dort in einer separaten Entwicklungsschleife Kabeldurchführungen, Fixierungen, Montagelaschen usw. im Design berücksichtigt werden. Montageanweisungen waren nur begrenzt und zudem über die Produktgruppen in sehr verschiedenen Ausprägungen vorhanden, was zu unterschiedlichen Verlegungen im Prototypenbau, in der Montage und letztlich auch bei Serviceaktivitäten im Feld führte.

Am Ende der Produktentwicklung wurden zur Dokumentation die Servicedatenblätter der Komponenten (Sensoren, Aktuatoren, ECUs, Ventile, etc.) sowie die Elektrik- und Hydraulikpläne manuell zusammenkopiert. Durch die unterschiedlichen Datenablageorte der Quellen und dem Umstand, dass diese alle unabhängig voneinander gewartet wurden, konnten Inkonsistenzen bzgl. Versionen und auch Betriebsmittelbezeichnungen nicht vollständig vermieden werden.

2 Herausforderungen und Zielbild

Zunehmend komplexere und auch automatisierte Maschinen stellten die Entwicklung vor neue Herausforderungen. Kabelbäume wurden komplexer, die Verknüpfung mit der Hydraulik immer mehr, das Sicherstellen der Datenkonsistenz als Grundlage immer schwieriger. Es wurde schnell klar, dass ein einfaches Schließen der Lücken in den Arbeitsprodukten ohne Vernetzung der Daten und Prozesse nicht sinnvoll und effizient möglich ist.

Eine Vernetzung von ECAD und MCAD und die Verschränkung mit dem Hydraulikdesign sollte diese erhöhten Anforderungen bedienen. Während dies in der Landtechnik noch häufig über manuelle Referenzierung der Komponenten bzw. manuelle Übertragung der Designdaten in das MCAD-System erfolgt und die Hydraulik separat vom elektrischen Design entwickelt und dokumentiert wird, sollte für PÖTTINGER der Datenaustausch auf dem Prinzip der „Single Point of Truth“ beruhen und einen kontinuierlichen Abgleich zwischen den Domänen sicherstellen. Durch 3D-Verlegung im MCAD war das Ziel, die Anzahl der Entwicklungsschleifen und Prototypen deutlich zu reduzieren und auch deren Reifegrad bzgl. Verlegungsoptimierung zu erhöhen. Auch wollte man die Möglichkeit schaffen, Kabelbaumprototypen in gleicher Qualität in kürzerer Zeit im Haus zu produzieren.

Das Ziel bestand darin, eine vollständige digitale Beschreibung des Kabelbaums zu erstellen. Dies sollte in Form eines digitalen Zwillings geschehen, der den Kabelbaum sowohl in seiner physischen Ausführung als auch in seiner Anwendung auf die Maschine umfassend beschreibt. Darüber hinaus sollte sichergestellt werden, dass auf Basis der vorhandenen Daten die Kabelbäume theoretisch sowohl bei verschiedenen Lieferanten als auch für Prototypen intern gefertigt werden können, um die Entwicklungszeiten möglichst zu reduzieren.

Es wurde eine vollintegrierte Lösung angestrebt, die manuelle Schnittstellen zwischen den Systemen minimiert und vor allem eine konsistente Datenbasis gewährleistet.

3 Lösungsansatz bei PÖTTINGER

Die größte Chance, den Produktentstehungsprozess zu optimieren und dadurch zu verkürzen liegt wohl darin, dass die Entwicklungsdomänen vom Anfang an vernetzt zusammenarbeiten. [1]

Die zentrale Datengrundlage und den Schlüssel für die Umsetzung bildet das standardisierte **KBG**-Format, das die Synchronisation der Kabelbaumstruktur zwischen ECAD, PLM und MCAD domänenübergreifend ermöglicht. Die Dateien werden automatisiert über die verschiedenen Systeme hinweg synchronisiert. Der Austausch zwischen den einzelnen Systemen erfolgt durch die Anpassung bestehender Schnittstellen. Für die Anbindung des ECAD-Systems wurde eine Databridge verwendet, die die PÖTTINGER-spezifische Anbindung an das PLM darstellt.

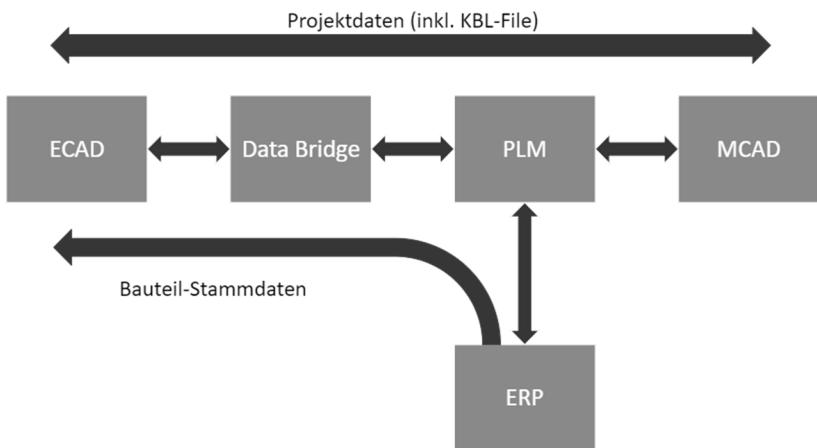


Abbildung 3.1: Übersicht der Entwicklungssysteme

Die für das Sourcing relevanten Stammdaten der einzelnen Kabelbaum-Bauteile werden, wie in Abbildung 1 dargestellt, im ERP gepflegt. Diese Daten werden aus dem ERP über Skripte und Datenbankabfragen extrahiert und in das PLM sowie über eine Data Bridge weiter in das ECAD-System gespiegelt. Dies ist besonders relevant für die spätere Prototypenfertigung der Kabelbäume, da die Materialwirtschaft aus dem ERP heraus gesteuert wird, der Entwicklungsprozess jedoch im ECAD- bzw. MCAD-System abläuft.

Die mit dem Kabelbaum verknüpften Arbeitsprodukte werden im ECAD erstellt und in dessen SQL-Datenbank abgelegt. Dazu gehören unter anderen der Schaltplan, die Längenskizze, Stücklisten, Schneidlisten, der Hydraulikplan, der digitale Zwilling (KBL-Struktur) sowie die technischen Daten der Bauteile (siehe Abbildung 2).

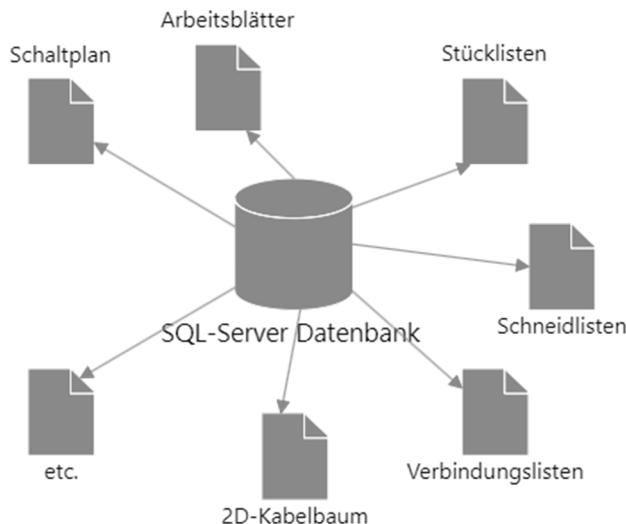


Abbildung 3.2: Auszug der ECAD Datenobjekte

Der digitale Zwilling, vorrangig abgebildet durch das KBL-File, umfasst neben den elektrischen Komponenten und Leitungssätzen inklusive aller Bauteile auch logische Objekte wie Signale, Segmente, Funktionen und Varianten. Dies ist letztlich der Schlüssel, um die Datenkonsistenz mit dem Hydrauliksystem über verschiedene Ausführungsvarianten hinweg sicherzustellen und diverse Prüfungen und Checks bezüglich Betriebsmittel und Kabelbaum durchzuführen, wie etwa Steckerkompatibilität, Pinning und Anschluss-schema.

Die Abspeicherung der finalen, dokumentationsrelevanten Dokumente und Arbeitsprodukte erfolgt bei Serienfreigabe im PLM, welches entwicklungsseitig für alle Domänen das führende System ist und in welchem neben dem KBL-File, der MCAD-Daten auch die bereits in Abbildung 2 angeführten, für die Kabelbaumproduktion relevanten Arbeitsprodukte abgelegt werden.

Um den multidisziplinären Entwicklungsprozess zu bedienen, wurden zentrale, produktgruppenübergreifende Entwicklerpositionen für ECAD und MCAD für die Kabelbaumentwicklung geschaffen und spezielles Fachwissen aufgebaut. Ein am Markt verfügbares Add-In unterstützt die MCAD-Verlegung, indem es die logischen Daten des KBL-Formats interpretiert: Der Stromlaufplan aus dem ECAD kann importiert und mit dem im CAD entworfenen Kabelbaum verglichen werden. CAD- und ECAD-KBL-Informationen werden in Diagrammen dargestellt, unterstützt durch eine farbige Informationsvisualisierung, um das Verständnis zu erleichtern. So kann der Konstrukteur Unterschiede erkennen und herausfiltern und Lücken beseitigen. [3] Dies gewährleistet eine konsistente Datenbasis zwischen ECAD und MCAD, verbessert die Effizienz der Entwicklungsprozesse und bietet eine benutzerfreundliche Oberfläche, die die Verwaltung und Nutzung der Metadaten erleichtert. Dadurch werden die Qualität und Effizienz der Kabelbaum-Entwicklung erheblich gesteigert. Erste Projektumsetzungen zeigten sowohl einen klaren Entwicklungsablauf ohne erhöhtem Abstimmungsbedarf als auch eine reibungslose physische Kabelbaumverlegung auf den Maschinen unter Vermeidung von unnötig vorgehaltenen Überlängen und somit Vermeidung von Optimierungsschleifen.



Abbildung 3.3: Iterativer Entwicklungsprozess zwischen ECAD und MCAD Entwicklungsumgebungen

Zudem ist die Definition eines für PÖTTINGER geeigneten Entwicklungsablaufes bzw. -prozesses mit allen notwendigen Abklärungsschleifen essenziell. Diese sind notwendig, damit die Längen, Kabelbaum-Abzweigungen, Dimensionierungen der Schutzmaterialien gemäß der 3D-Verlegung mit den Funktionsanforderungen und Bauteildaten aus dem ECAD-System abzugleichen und die gemeinsame Datenbasis des digitalen Kabelbaumzwillings iterativ zu vervollständigen. (Siehe Abbildung 3.)

Im Schritt 1 erfolgt vorrangig die elektrische Topologie und Auswahl der Komponenten und Steckerdefinitionen. Diese werden im Schritt 2 im MCAD mechanisch an der virtuellen Maschine verlegt, die Stecker positioniert und so auch die mechanische Topologie bzw. die entsprechenden Leitungswerte definiert. Diese Definitionen sind wiederum der Input für Schritt 3 im ECAD: basierend auf den Leitungswegen und den resultierenden Leitungsbündeln können Splicestellen definiert werden, Schutzmaterialien und deren Dimensionierung gewählt werden, Verteiler platziert werden und somit die Gesamttopologie finalisiert werden. Der Schritt 4 implementiert die finale Definition aus dem ECAD auch im MCAD, wobei hier primär die Verteilerplatzierung und die Schutzmaterialien für die Kabelbaumbefestigung an der Maschine im Vordergrund stehen. Schritt 5 ist ein abschließender Check nach allen Designmaßnahmen, sodass der digitale Zwilling vollständig und konsistent in allen Arbeitsprodukten im ECAD abgebildet ist. Sofern diese

Voraussetzung erfüllt ist, werden die Arbeitsprodukte ins PLM-System übertragen und dort einem Freigabeprozess unterzogen.

Die Implementierung des Prozesses in die Toollandschaft erfolgte dabei vollintegriert über die bereits erwähnten Databridges und die gegebene Datenvernetzung.

4 Ergebnisse

Durch das Frontloading und die Beschleunigung des Entwicklungszyklus konnten erste Prototypen basierend auf den 3D-Verlegungen passgenau auf den Maschinen installiert werden. Im Vergleich dazu zeigten manuell abgemessene bzw. daraus abgeleitete Kabelbäume Abweichungen von absolut mehr als 300 mm. Die Bestimmung der Verteilerabgänge und der Verteilergrößen ist manuell nur schwer möglich, die Definition basierend aus den ECAD- und MCAD-Daten funktioniert im Vergleich dazu sehr zuverlässig.

Auch eine einheitliche Kabelbaum-Montage lässt sich durch die Integration des Kabelbaumes in das 3D-Modell wesentlich besser darstellen, da die Montageanweisungen direkt aus dem 3D CAD abgeleitet werden können.

Durch die einheitliche interne Kabelbaumstruktur können aus dem ECAD-System direkt Servicedokumente des mechatronischen Systems „autogeniert“ werden. Dies wird durch die Verknüpfung von Servicedatenblättern der Komponenten im ECAD, die funktionelle Zuordnung der Stecker zu den Komponenten und die Integration der Hydraulik mit der Elektrik ermöglicht. Wenn diese Dokumente digital genutzt werden, stehen Servicetechnikern und Kunden „klickbare“ PDF-Dateien zur Verfügung, in denen einfach auf die Stecker oder Komponenten geklickt werden kann, um zu den entsprechenden Referenzen zu springen. Durch die Verschränkung mit dem Hydraulikplan gilt dies sogar für diesen. Auch die Bezeichnungen der Elemente ist

aufeinander abgeglichen. Dies erleichtert die Fehlerbehebung erheblich und bietet einen klaren Nutzen für die Endkunden.

Der erhebliche Aufwand bei der Implementierung der Systeme, Schnittstellen und Prozesse sowie die intensive Systemtestung zahlen sich langfristig durch Effizienzgewinne in der Entwicklung, eine erhöhte Daten- und Dokumentationsqualität sowie deren Konsistenz aus. Auch der entstandene Kundennutzen durch die vereinheitlichte Systemdokumentation ist ein starkes Argument, das die monetären und Ressourcen-Einsätze rechtfertigt. Eine intensive Einbindung des ECAD-Anbieters und potentiellen Databridge-Lieferanten trägt maßgeblich zum effizienten Erreichen der Ziele bei.

Literatur

- [1] www.XPLM.com, „Vernetzt vom interdisziplinären Produktkonzept bis in die Fertigung“, abgerufen: 16.10.2024
- [2] www.aucotec.com, „Neue Potenziale schöpfen dank digitalem Bordnetz-Zwilling“, abgerufen: 16.10.2024
- [3] www.cadpart.com, „CAT.KBL“, abgerufen: 16.10.2024

Radarsensoren zur Optimierung der Umfelderkennung an mobilen Arbeitsmaschinen



Jeremy Dreger¹

¹ ifm efector gmbh, Essen, Deutschland

Kurzfassung

Die Radartechnologie hat sich in den letzten Jahren als unverzichtbare Komponente in der Automobilindustrie etabliert. Anwendungen wie Adaptive Geschwindigkeitsregelung (ACC), Totwinkelüberwachung und Notbremsassistent sind nur einige Beispiele dafür, wie Radarsensoren moderne Fahrzeuge sicherer und komfortabler gemacht haben. Diese Technologien tragen wesentlich zur Erhöhung der Verkehrssicherheit bei und sind aus modernen Fahrzeugen nicht mehr wegzudenken.

Doch die Einsatzmöglichkeiten von Radarsensoren gehen weit über die Automobilindustrie hinaus. In der Welt der mobilen Arbeitsmaschinen, wie beispielsweise Bau- und Landmaschinen, haben sich Radarsensoren ebenfalls als wichtige Schlüsselkomponente etabliert. Sie ermöglichen eine präzise Erfassung der Umgebung und tragen so zur Sicherheit und Effizienz der Maschinen bei. Insbesondere in anspruchsvollen Umgebungen, in denen die Sichtverhältnisse eingeschränkt sind, bieten Radarsensoren entscheidende Vorteile.

Die Integration von Radarsensoren in mobile Arbeitsmaschinen trägt zur Reduzierung von Unfällen und zur Optimierung von Arbeitsabläufen bei.

Durch die Kombination mit anderen Sensortechnologien wie Lidar und Kamerasyystemen kann eine umfassende Umfelderkennung erreicht werden, die die Maschinen in die Lage versetzt, Hindernisse zu erkennen, Kollisionen zu vermeiden und effizienter zu arbeiten.

Dieser Vortrag beleuchtet die Entwicklung und den aktuellen Stand der Radartechnologie, ihre vielfältigen Anwendungen und ihre zunehmende Bedeutung in dem Bereich der mobilen Arbeitsmaschinen. Anhand von Praxisbeispielen wird gezeigt, wie Radarsensoren zur Verbesserung der Sicherheit und Effizienz beitragen und welche zukünftigen Entwicklungen in diesem Bereich zu erwarten sind.

Schlagworte: Radar, Umfelderkennung, Assistenzsystem, MIMO

1 Einleitung

Radarsensoren senden elektromagnetische Wellen aus, wobei sich die Frequenzbereiche von ca. 30 MHz bis etwa 300 GHz erstrecken. Als aktives Sende- und Empfangsverfahren verwenden Radarsensoren die von Objekten oder Medien reflektierten Echos, um präzise Informationen über die Umgebung zu erhalten. So können anhand der Radarwellen Informationen wie Entfernung, Geschwindigkeit und Bewegungsrichtung von Objekten erfasst werden, was diese Technologie zu einem wertvollen Instrument für die Umfelderkennung macht. Das ist der Grund warum Radarsensoren in zahlreichen Bereichen von der Luftfahrt, der Schifffahrt, bis hin zur Meteorologie vorzufinden sind.

Ein wesentlicher Faktor zur Kostenreduktion der Radartechnologie ist die kontinuierliche Weiterentwicklung von Fahrerassistenzsystemen in der Automobilbranche. Die erhöhte Nachfrage und effizientere Produktionspro-

zesse führten zu geringeren Stückpreisen der Radarchips. Infolgedessen findet die Radartechnik in immer mehr Bereichen der Industrie und mobilen Arbeitsmaschinen Anwendung.¹

1.1 Vorteile der Radartechnologie

1.1.1 Umweltrobust

Einer der größten Vorteile der Radarsensorik ist die Fähigkeit, unter rauen Umweltbedingungen präzise zu arbeiten. Im Gegensatz zu optischen Sensoren oder kamerabasierten Systemen, die durch Regen, Nebel, Staub oder Fremdlicht beeinträchtigt werden können, sind Radarsensoren weitestgehend unempfindlich gegenüber solchen Einflüssen. Dies liegt daran, dass Radarwellen im Mikrowellenbereich arbeiten, der von den meisten Umwelt einflüssen nur geringfügig beeinflusst wird. Dadurch können Radarsensoren auch bei schlechten Sichtverhältnissen zuverlässige Daten liefern. Mit zunehmender Sendefrequenz erhöht sich der Einfluss infolge von Umwelt einflüssen, weshalb Geräte mit einer Sendefrequenz von 24 GHz in der Regel höhere Reichweiten erzielen können als Geräte mit einer Basisfrequenz von 122 GHz.



Abbildung 1.1: Radar Performancetest im Nebeltunnel der Cerema bei Seenebel mit Sichtweite von 5 m. Es zeigt sich, dass der Seenebel keinen Einfluss auf das Signal des Radars hat.

1.1.2 Reichweite

Moderne Radarsensoren können Entferungen von wenigen Zentimetern bis hin zu mehreren Kilometern detektieren, wodurch sie äußerst vielseitig einsetzbar sind. In der Automobilindustrie ermöglichen Radarsensoren mit einer Reichweite von mehr als 250 Metern eine frühzeitige Erkennung von Fahrzeugen und Hindernissen, was die Sicherheit und Effizienz im Straßenverkehr erheblich verbessert.

Die Reichweite eines Radarsensors hängt von mehreren Faktoren ab, insbesondere von der Sendeleistung, der Frequenz und der effektiven Antennenfläche (Apertur). Dabei gilt grundsätzlich, dass höhere Radarfrequenzen eine bessere Auflösung ermöglichen aber aufgrund der erhöhten Sensibilität gegenüber äußeren Umwelteinflüssen eine geringere Reichweite erzielen. Demgegenüber können Radare mit niedrigeren Frequenzen Objekte in höhere Reichweiten erfassen, allerdings mit reduzierter Auflösung. Daher

gilt es, Radarsensoren anwendungsspezifisch so zu konzipieren, dass die optimale Balance zwischen Auflösung und Reichweite erreicht wird.²

1.1.3 Genauigkeit

Abhängig von der verwendeten Modulation können Radarsensoren auch bei großer Reichweite noch eine gute Genauigkeit erreichen. So können zum Beispiel in einer Entfernung von 20 m Ziele mit einer Präzision von ± 5 mm erfasst werden.

Werden die Sensoren auf kleine bzw. langsame Distanzänderungen optimiert, können selbst Bewegungen im Mikrometerbereich zuverlässig erkannt werden. Dank fortschrittlicher Signalverarbeitungstechniken und hoher Auflösung sind Radarsensoren in der Lage, selbst kleinste Bewegungen und Veränderungen in der Umgebung zu erkennen. Dies ermöglicht nicht nur die Erfassung von Vibrationen, sondern kann beispielsweise auch zur Überwachung von Vitalzeichen bei Menschen genutzt werden.

1.2 Radarauflösung

Die Radarauflösung, auch als Trennungsvermögen bekannt, beschreibt die Fähigkeit eines Radars, nahe beieinander liegende Ziele deutlich voneinander zu trennen und als separate Ziele auszugeben. In Situationen, in denen sich Ziele nur geringfügig in ihren Messwerten unterscheiden, besteht das Risiko, dass sie verschmelzen und nicht individuell erkannt werden. Die Radarauflösung kann anhand verschiedener Messgrößen erfolgen. Darunter fallen Geschwindigkeit, Entfernung und Winkelinformation (Azimuth und Elevation). Je nach Anzahl der verwendeten Parameter spricht man von einfachen eindimensionalen Systemen bis hin zu komplexen vierdimensionalen Radaren.

1.2.1 Eindimensionales Radar

Eindimensionales Radar nutzt nur eine Messgröße zur Objekterkennung. Dabei handelt es sich um eher einfache kostengünstige Radare (CW-Radare), welche eine kontinuierliche Radarwelle aussenden und Ziele anhand der Objektgeschwindigkeit detektieren und unterscheiden. Ein ruhendes Ziel kann allerdings nicht erkannt werden. Sie finden beispielsweise Anwendung als Bewegungsmelder.

1.2.2 Zweidimensionales Radar

Zweidimensionales Radar erweitert die Messung um eine zweite Dimension, in der Regel um die Entfernung. Neben Geschwindigkeit und Bewegungsrichtung kann so auch der Abstand von statischen Zielen erfasst werden. Diese Radare arbeiten meistens mit nur einer Sende- und Empfangsantenne. Somit können ruhende Ziele zwar erfasst werden, sollten sich allerdings mehrere Ziele nah beieinander befinden, so können diese nicht voneinander unterschieden werden. Stattdessen wird nur ein Ziel ausgegeben.

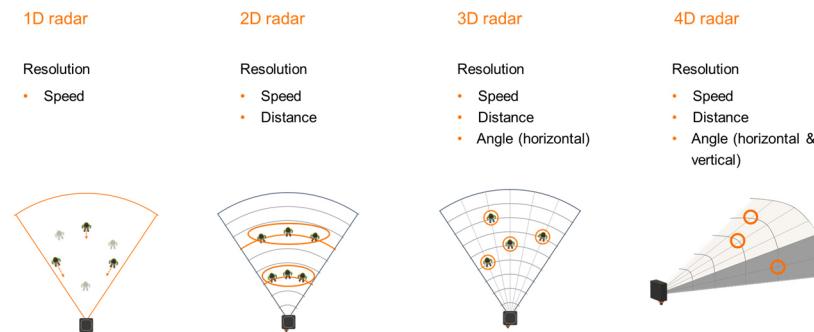


Abbildung 1.2: Unterscheidung verschiedener Radare

1.2.3 Dreidimensionales und vierdimensionales Radar

Dreidimensionales bzw. vierdimensionales Radar ergänzt zusätzlich eine bzw. zwei weitere Dimensionen, indem es zusätzlich zur radialem Entfernung

und Geschwindigkeit auch die Winkelposition eines Objekts erfasst. Je nachdem ob Azimuth und Elevationswinkel ausgewertet werden, spricht man entweder von drei- oder vierdimensionalem Radar. Diese Radare arbeiten mit mehreren Sende- und Empfangsantennen wobei die Antennenanzahl und Anordnung über die Winkelauflösung bestimmt. In der Literatur spricht man in diesem Zusammenhang oft von Phased Array Radaren bzw. Imaging Radaren. Diese Radarsysteme nutzen fortschrittliche Signalverarbeitungstechniken, um eine detaillierte und dynamische Darstellung der Umgebung zu bieten. 4D-Radar wird zunehmend in der Automobilindustrie eingesetzt, um fortschrittliche Fahrerassistenzsysteme und autonome Fahrzeuge zu unterstützen.³

1.3 Gegenüberstellung mit anderen Sensor technologien

Die Radarsensorik ist eine wichtige Komponente für die Umfelderfassung von mobilen Arbeitsmaschinen. Die Stärken der Technologie wurden in den vorherigen Abschnitten beschrieben. Für den Bereich der mobilen Arbeitsmaschinen ist dabei die Robustheit gegenüber Umwelteinflüssen als größter Mehrwert hervorzuheben.

Allerdings kann allein mit Radar momentan noch keine umfassende Umfelderfassung realisiert werden, da die eingeschränkte Winkelauflösung und Objektklassifizierung für ein sicheres Szenenverständnis an ihre Grenzen stoßen. Hier können Vision Systeme einen wertvollen Beitrag leisten. Kamera und Lidar bieten eine sehr gute Auflösung und können die Umgebung bei guten Bedingungen am besten wiedergeben und bewerten. Sowohl Vision Systeme als auch Radarsensoren sind in einem höheren Preissegment angesiedelt. Für einfache Distanzmessungen und Umfeldüberwachung finden daher oft die preislich attraktiveren Alternativen wie Ultraschall oder optische Sensoren ihre Anwendung. Die folgende Tabelle bietet einen orientierenden Überblick über Stärken und Schwächen der gängigen Sensor-technologien zur Umfeldüberwachung.

Tabelle 2 Gegenüberstellung von Sensortechnologien

	1D Distanz Sensoren (z.B. Ultraschall, optische Sensoren)	Radar Positionssensoren	Vision Systeme (Kamera, Lidar)
Preis	Ab 150 €	Ab 800 €	Ab 1500 €
Reichweite	Bis zu 10 m ¹	Bis zu 350 m	Bis zu 250 m
Distanz- genauigkeit ²	+/- 1 mm	+/- 0,3 m	+/- 30 mm
Winkel- auflösung	-	0,1°	0,1°
Stärken	<ul style="list-style-type: none"> • Einfach verständlich • Preisgünstig • Gute Auflösung des Abstands 	<ul style="list-style-type: none"> • Weitestgehend unabhängig von Umwelteinflüssen • Messung von Distanz, Geschwindigkeit und Winkel • Hohe Reichweiten und gute Auflösung • Objektdetektion anhand von Bewegung 	<ul style="list-style-type: none"> • Größerer Informationsgehalt / Bestes Szenenverständnis • Robust gegen Objektvariation • Sehr gute Auflösung im Winkel • Hohe Reichweiten • Objektklassifikation anhand von Formen, Farben und Konturen von Objekten
Schwächen	<ul style="list-style-type: none"> • Kleiner Überwachungsbereich • Abhängig von Umwelt-einflüssen • Nur Abstand kann ausgegeben werden 	<ul style="list-style-type: none"> • Länderspezifische Frequenz-zulassungen • Schlechte Winkelauflösung • Winkelabhängigkeit zur Objektrichtung (Geisterziel bei Spiegelung) • Materialabhängigkeit des Targets (gering dielektrische Materialien werden nicht gesehen) • Eingeschränkte Objektklassifikation 	<ul style="list-style-type: none"> • Abhängig von Umwelteinflüs-sen (Fremdlicht, Rauch, Wit-terung) • Höhere Preise

¹ Anwendungsübliche Reichweite, optische Sensoren können größere Reichweiten > 100m haben

² Abhängig von der maximalen Reichweite

2 Anwendungen von Radarsensoren

Radarsensoren kommen überall dort zum Einsatz, wo schwierige Umgebungsbedingungen herrschen und optische Systeme aufgrund schlechter Sichtverhältnisse an ihre Grenzen stoßen. Sie sind auch eine sinnvolle Ergänzung, wenn eine hohe Reichweite oder präzise Messungen erforderlich sind. Die Anwendungen reichen von der einfachen Höhen- oder Füllstand erfassung über die Geschwindigkeitsmessung bis hin zur Kollisionsüberwachung und Spurhaltung. Anhand von drei Beispielen aus der Praxis soll der Umfang der Anwendungsmöglichkeiten gezeigt werden.

2.1 Höhenkontrolle in der Landwirtschaft



Abbildung 2.1: Höhenkontrolle der Feldspritzen (Boom height control) mittels Radar. Abstand 1: Pflanzenoberseite; Abstand 2: Boden.

Mobile Sprühgeräte spielen eine wichtige Rolle in der modernen Landwirtschaft. Die Steuerung der Höhe des Spritzgestänges ist entscheidend für eine effektive Anwendung von Agrochemikalien. Dies verbessert nicht nur

das Ergebnis der Behandlung, sondern hilft auch, die Umweltbelastung zu minimieren und fördert nachhaltige landwirtschaftliche Praktiken.

Das Umfeld stellt aufgrund der wechselnden Bodenbeschaffenheit, der vielfältigen Nutzpflanzen und der schwankenden Umweltbedingungen (Witterung oder Fremdlicht) hohe Anforderung an das Sensorsystem. Neben der sensorischen Herausforderung ist die Messeinheit auch chemischen und starken mechanischen Belastungen ausgesetzt. Die derzeit gängigen Systeme arbeiten auf der Basis von Ultraschall. Dieses System ist günstig, stößt aber bei Messgeschwindigkeit, Vibration und herausfordernden Wetterbedingungen v.a. Wind an seine Grenzen.

Die robuste Radartechnologie bietet in diesem Zusammenhang mehrere Vorteile. Der Sensor kann direkt am Spritzgestänge neben den Dispensern montiert werden. Der Abstand zum Boden oder zur Pflanze kann wetterunabhängig präzise erfasst werden. Je nach Bewuchs kann der Sensor gleichzeitig sowohl den Abstand zum Boden als auch den Abstand zu den Pflanzen erfassen, was zusätzliche Auskunft über die Bewuchshöhe und eine Optimierung der Gestängepositionierung erlaubt. Im Gegensatz zu bestehenden Technologien minimiert der Radarsensor Fehlalarme, die durch Sprühnebel während des Betriebs verursacht werden, wodurch Ausfallzeiten minimiert und die Produktivität verbessert werden. Die Bodenabstandsmessung mittels Radar wird in der Landwirtschaft auch für eine Vielzahl weiterer Anwendungen genutzt wie der Höhenführung des Mähdreschervorsatzes oder zur Optimierung von Bodenbearbeitung so wie Ernte- und Sähvorgängen.

2.2 Überwachung an Förderbändern

Die Überwachung von Förderbändern ist ein kritischer Aspekt der Bergbauprozesse und gewährleistet den effizienten und sicheren Transport von Gütern. Fortschrittliche Sensoren, wie Radarsensoren, werden eingesetzt, um die genaue Höhenmessung des Förderbands in Echtzeit sicherzustellen.

Die kontinuierliche Überwachung liefert wertvolle Einblicke in den Materialfluss und ermöglicht es den Betreibern, Abweichungen der Beladungshöhe aus der Ferne zu erkennen. Abhängig von der Installationshöhe kann der Radarsensor fast die gesamte Breite des Bands abdecken und bietet zuverlässige Messungen über eine große Fläche.

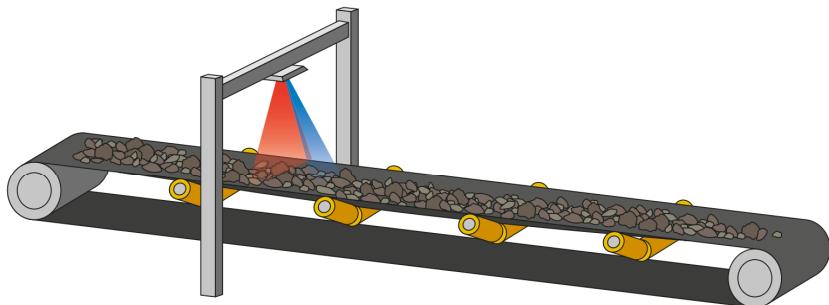


Abbildung 2.2: Der Radarsensor erfasst Beladungshöhe und Geschwindigkeit eines Förderbands.

Der Doppler-Effekt kann genutzt werden, um die tatsächliche Fördergeschwindigkeit zu messen, was die Berechnung des Ladevolumens ermöglicht. Die berührungslose Erfassung der Förderbandgeschwindigkeit ermöglicht im Gegensatz zu Drehgebern eine schlupffreie Erfassung der Bandgeschwindigkeit. Zusammen mit der Beladungshöhe können so Aussagen zum Volumenstrom und geförderten Gesamtvolumen gegeben werden.

Der Radarsensor wird weder von hellem Licht noch von Staub beeinträchtigt, was ihn zu einer idealen Lösung für die Überwachung der Bandbeladung in der Bergbauindustrie macht. Dank der hohen Messfrequenz des Sensors können plötzliche Höhenänderungen schnell erfasst werden.

Die schlupffreie Geschwindigkeitserfassung mittels Radars wird auch für die Erfassung der Fahrgeschwindigkeit mobiler Arbeitsmaschinen verwendet. Ein Vorteil der Radarsensoren ist ihre Unabhängigkeit vom Untergrund. Während gängige mechanische Methoden zur Geschwindigkeitserfassung durch Schlupf oder unebenes Terrain beeinträchtigt werden können, liefern Radarsensoren präzise Messwerte.⁴

2.3 Kollisionswarnung von Ground Support Equipment

Allein auf deutschen Flughäfen finden täglich mehrere 1000 Flugbewegung (gewerbliche Starts und Landungen) statt. Dabei befindet sich das Flugzeug bei Kurz- und Mittelstrecken Flügen i.d.R. nur etwa eine gute Stunde am Boden und jede Verspätungsminute ist mit zusätzlichen Kosten verbunden. Um zu gewährleisten, dass die Zeit am Boden, die sogenannte In-Block Time (IBT), möglichst geringgehalten wird, muss die Abfertigung am Boden möglichst effizient gestaltet sein. Die Bediener von Ground Support Equipment wie Tankwagen, Cateringfahrzeugen und Gepäckwagen arbeiten unter erheblichem Zeitdruck. Es muss sichergestellt werden, dass das Flugzeug, während der Arbeiten nicht beschädigt wird, da ein solcher Schaden schnell Kosten in Millionenhöhe verursachen kann.

Um die Kollision eines Fahrzeugs mit dem Flugzeug vorzubeugen, finden verschiedene Sensorprinzipien Anwendung. Vom einfachen Kontaktschalter über optische Sensoren bis hin zur Kamer 技术. Am meisten vertreten sind hier jedoch die Ultraschallsensoren, da diese aufgrund ihres Öffnungswinkels eine größere Fläche erfassen können. Trotz des größeren Erfassungsbereichs reicht dieser allerdings oft nicht aus, da der Schall aufgrund der zylindrischen Form des Flugzeugs wegreflektiert wird und kein zuverlässiger Abstand zum Flugzeug ausgegeben werden kann. Darüber hinaus können Wind und Turbinengeräusche das Schallsignal negativ beeinflussen.

An dieser Stelle leistet der Radarsensor einen Beitrag zur sicheren Annäherung an das Flugzeug. Aufgrund seiner Wetterunabhängigkeit und seines

großen Öffnungswinkels kann der Radarsensor den Flugzeugrumpf zuverlässig detektieren. Die Sensoren sind auf beiden Seiten des Förderbands montiert und erkennen das geparkte Flugzeug, wenn sich der Förderbandlader nähert. Sie signalisieren der Maschine, langsamer zu fahren, wenn sie in eine Gefahrenzone eintritt, und stoppen die Maschine in einem vorbestimmten Abstand. Der Bediener hat dann die Kontrolle und kann mithilfe anderer Sensortechnologien den Förderbandlader die letzten paar Zentimeter bewegen und das Band sicher im Frachtraum platzieren.

3 Ausblick

Radarsensoren haben ein großes Potenzial im Bereich der mobilen Arbeitsmaschinen, wie z.B. in Baumaschinen, Kommunalfahrzeugen sowie Land- und Forstmaschinen. Diese Bereiche sind gekennzeichnet durch schwierige Umweltbedingungen. Dazu zählen unter anderem Staub, Witterung und Fremdlicht. In Hinblick auf das autonome Fahren ist eine Umfeldüberwachung, welche sich ausschließlich auf Radarsensoren stützt, nicht zielführend, da die Informationsdichte nicht ausreichend ist, um ein Umfeld sicher zu bewerten. Hier können alternative Sensortechnologien wie Lidar, Kamera und Ultraschall einen wertvollen Beitrag leisten. In der Zukunft wird daher die Sensorfusion ein zentraler Bestandteil sein, um das autonome Fahren weiter voranzutreiben und die Umgebung rund um die mobile Arbeitsmaschine sicher zu bewerten. Dabei steht die Effizienz dieser Systeme im Vordergrund. Im Hinblick auf die Sensoren bedeutet das: So wenig wie möglich und so viele wie nötig.

Auch vor diesem Hintergrund wird in den nächsten Jahren die Nachfrage nach leistungsfähigen Radaren mit einer erhöhten Auflösung und Reichweite weiter steigen, mit dem Ziel einzelne Prozesse und Maschinen immer mehr zu automatisieren und sicherer zu gestalten.

Hinweis zur Nutzung von generativer künstlicher Intelligenz

Genutzte KI: Microsoft Copilot (Stand 01.November 2024)

Fuß-note	Abschnitt	Prompt	Editierung
1	Abschnitt Einleitung	Erstelle mir einen kurzen Text, wie die Automobilindustrie die Preise von Radarchips beeinflusst hat.	Inhaltliche und strukturelle Korrekturen und Ergänzungen
2	Abschnitt Reichweite	Erstelle einen kurzen Text über die Reichweite von Radarsensoren.	Inhaltliche und strukturelle Anpassungen
3	Abschnitt Radarauflösung	Zeige die Unterschiede von eindimensionalem Radar bis hin zum vierdimensionalen Radar auf.	Inhaltliche und strukturelle Korrekturen und Ergänzungen
4	Abschnitt schlupffreie Geschwindigkeitsüberwachung	Erstelle einen kurzen Text zur schlupffreien Geschwindigkeitsüberwachung mittels Radarsensoren.	Inhaltliche und strukturelle Anpassungen sowie Ergänzung

Detektionsfähigkeit: Evaluation einer zentralen Sensorsystemeigenschaft für die sichere Umfeldwahrnehmung von autonomen Maschinen

Magnus Komesker¹, Christian Meltebrink¹

¹ Hochschule Osnabrück, Osnabrück, Deutschland

Kurzfassung

Die Detektionsfähigkeit von berührungslosen Sensorsystemen ist eine Schlüsseleigenschaft für die sichere Umgebungswahrnehmung von autonomen Maschinen im Außenbereich. Bei autonomen Systemen ist es die Aufgabe der Maschine die Umgebung zu überwachen und dadurch Lebewesen oder die Maschine selbst zu schützen. Die Bewertung der Detektionsfähigkeit eines zur Umfeldwahrnehmung eingesetzten Sensorsystems wird dadurch eine sicherheitsrelevante Eigenschaft. Die Methode REDA (Real Environment Detection Area) ermöglicht dabei erstmalig die Evaluation der Detektionsfähigkeit berührungsloser Sensorsystemen und dies unabhängig von dem verwendeten Messprinzip des Sensors bzw. der Sensorfusion und den Algorithmen. Die Praxistauglichkeit dieses Ansatzes wurde durch eine Verknüpfung mit der ISO 18497 nachgewiesen. Dieses Bewertungsprinzip erleichtert somit den Konstruktionsprozess von autonomen Arbeitsmaschinen, indem die Detektionsfähigkeit der zur Umfeldwahrnehmung eingesetzten Sensorsysteme, messbar und dadurch vergleichbar gemacht wird. Diese einheitliche Formulierung vereinfacht langfristig die Auswahl geeigneter Sensorsysteme für das Umfeldwahrnehmungssystem einer autonomen Maschine.

Schlagworte: Validierung, Sichere Umfeldwahrnehmung, Autonomie, Personenschutz, Künstliche Intelligenz

1 Die Bedeutung der Detektionsfähigkeit für die sichere Umfeldwahrnehmung von autonomen Maschinen

Die Detektionsfähigkeit eines berührungslosen Sensorsystems wird eine sicherheitsrelevante Eigenschaft, wenn das System an einer autonomen Maschine bei der Umfeldwahrnehmung für die Kollisionsvermeidung eingesetzt wird. Denn um den Schutz von Personen im Nahbereich von hochautomatisierten Landmaschinen zu gewährleisten, definiert die ISO 18497 den Gefahrenbereich [1]. Der Hersteller der autonomen Maschine muss für diesen Bereich sicherstellen, dass Hindernisse wahrgenommen werden, für die ein Verletzungsrisiko aufgrund der Bewegung der Maschine oder des Geräts bestehen könnte. Ein Hindernis ist definiert als Gegenstand oder Bodenzustand, der Verletzungen verursachen oder beschädigt werden kann, wenn es zur Berührung oder Kollision mit einer hochautomatisierten Maschine kommt. Werden berührungslose Sensoren zur Überwachung des Gefahrenbereichs eingesetzt, werden diese Sensoren sicherheitsrelevant, da ihnen dadurch die Aufgabe des Personenschutzes zufällt. Mit diesem Sicherheitsbezug wird die Detektionsfähigkeit zu einem sicherheitsrelevanten Merkmal. Mit dem Einsatz der Maschine im Außenbereich können Einflüsse aus der Umgebung, in der die autonome Maschine eingesetzt wird, die Detektionsfähigkeit beeinflussen. Eine mögliche Beispielsituation hierfür ist in Abbildung 1.1 dargestellt. Der durch den Arbeitsprozess aufgewirbelte Staub kann die Detektionsfähigkeit des zur Umfeldwahrnehmung eingesetzten Sensorsystems beeinflussen. Auf den sicheren Maschinenbetrieb kann die beeinträchtigte Detektionsfähigkeit dabei zwei möglichen Auswirkungen haben. Die erste Auswirkung wäre auf die Zuverlässigkeit der Maschine, z.B. wenn ein Kamerasystem verwendet wird und dieses aufgrund des Staub

nicht in der Lage ist, die Form einer Person zu erkennen. Die zweite Auswirkung ist eine verminderte Verfügbarkeit der Maschine. Ein Beispiel wäre die Verwendung von Laserscannern, die aufgrund der Staubpartikel zu viele Detektionen wahrnehmen. Dies würde in hohen Stillstandzeiten der Maschine resultieren.



Abbildung 1.1: Die Abbildung zeigt eine Agrarmaschine, die einen typischen Arbeitsprozess durchführt und dadurch eine Staubwolke erzeugt (Bildrechte David Bacon)

Während die Zuverlässigkeit ein typisches Sicherheitsproblem ist, fällt die verminderte Verfügbarkeit nur indirekt auf den Maschinenhersteller zurück. Eine Maschine die hohe Standzeiten hat, wird dem Kunden keinen Mehrwert bringen und damit in der Ablehnung des Produktes enden. Dementsprechend hat eine messbare Detektionsfähigkeit ausgedrückt in Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit, den Vorteil, dass sich dadurch in der Risikoanalyse umgebungseinflussbedingte Systemgrenzen für Sensorsysteme festlegen lassen. Anhand dieser Systemgrenzen lassen sich die Einsatz- und Betriebsbedingungen autonomer Maschinen von Herstellerseite formulieren. Dieser Formalismus sollte so gestaltet werden, dass sich alle Beteiligten darauf

beziehen können. Die Beteiligten sind dabei die Maschinen- und Sensorhersteller, die Maschinenbetreiber sowie die Versicherer. Im Folgenden wird ein systematischer Ansatz zur Evaluation der Detektionsfähigkeit von Sensorsystemen vorgestellt, und dabei berücksichtigt, wie aus dem eigentlichen Problem für den Maschinenhersteller eine Brücke zu dem Sensorhersteller geschlagen werden kann.

2 Überblick zur Detektionsfähigkeit und sicheren Umfeldwahrnehmung

Bisher wurden Sicherheitsaspekte von Arbeitsmaschinen mit der funktionalen Sicherheit geregelt. Doch bei der Absicherung von autonomen Systemen können die Normen der funktionalen Sicherheit nicht volumnäiglich helfen. Diese behandeln die Vermeidung von systematischen und zufälligen Fehlern in Hard- und Software während des Maschinenbetriebs von Bauteilen der Maschine. Die Annäherung einer Person an die Maschine findet jedoch außerhalb der Maschine statt, sodass es sich um ein Sicherheitsproblem handelt, das nur indirekt ein Bauteil auf der Maschine betrifft. Dennoch kann eine Fehlinterpretation der Umfeldwahrnehmung eine sicherheitskritische Situation schaffen [2], [3], [4]. Die Regulierung des Nachweises, dass ein Sensorsystem eine solche Situation zuverlässig wahrnimmt, ist nicht Gegenstand von funktionalen Sicherheitsnormen. Tiusanen et al. wiesen auf diese Lücke in den Vorschriften für autonome Arbeitsmaschinen hin [2]. Mittlerweile gibt es im Erdbaumaschinenbereich die ISO 21815 „Earthmoving machinery-Collision warning and avoidance“ [5] und im Automobilsektor den SOTIF Standard (Safety Of The Intended Functionality) [6]. Im Agrarbereich beschreibt die ISO 18497 Konstruktionsgrundsätze für die Sicherheit von hochautomatisierten Agrarmaschinen. In der Norm ist für den Schutz von Personen die Einrichtung eines maschinenspezifischen Gefahrenbereichs festgelegt [1]. Hierbei stellt der Nachweis der zuverlässigen und permanenten Überwachung des Gefahrenbereichs eine Herausforderung

dar. Sollen berührungslose Sensoren zur Überwachung des Gefahrenbereichs eingesetzt werden, so werden diese Sensoren aufgrund ihres Zusammenhangs mit dem Schutz von Personen sicherheitsrelevant. Innerhalb der Risikoanalyse wird dabei das Risiko bewertet werden müssen, ob das zur Umfeldwahrnehmung eingesetzte Sensorsystem durch Umgebungseinflüsse beeinträchtigt wird. Damit wird die Detektionsfähigkeit ein sicherheitsrelevantes Merkmal eines berührungslosen Sensorsystems. Für sicherheitsrelevante Sensoren gibt der Sensorhersteller üblicherweise einen Performance Level (PL) [7], einen Agricultural Performance Level (AgPL) [8] oder ähnliches an. Diese domänenspezifischen Normen zur funktionalen Sicherheit, enthalten jedoch keine Bewertungs- und Entwurfskriterien, die die Detektionsfähigkeit eines Sensorsystems im Außenbereich erreichen muss. Das führt dazu, dass der Sensorhersteller keine klare Spezifikationsanforderungen für ein Sensorsystem hat, das mit einem PL qualifiziert werden soll. Diese Unklarheit ist es, die eine Validierung des Sensorsystems und später der gesamten Maschine verhindert, da es keine definierten Designanforderungen gibt und auch keine Testfälle beschrieben werden können.

Dies liegt auch an der komplexen Konstellation einer realen sicherheitskritischen Situation, die eine Überlagerung verschiedener Parameter ist. Einige dieser Parameter sind in Abbildung 2.1 schematisch dargestellt. So tragen unter anderem die Eigenbewegung der Maschine, die Varianz im Auftreten und Herantreten der möglichen sicherheitsrelevanten Objekte und die sich ständig ändernden Umgebungseinflüsse zu der Zusammenstellung einer realen Situation bei.

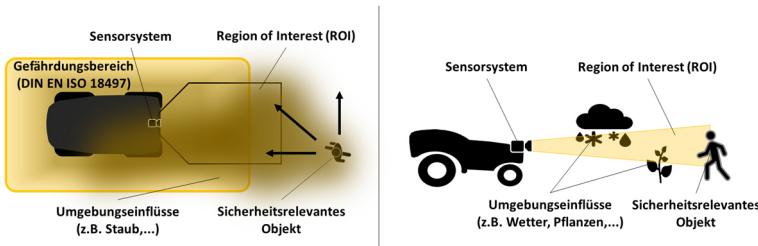


Abbildung 2.1: Bei einer autonomen Maschine ist die konkrete Zusammenstellung einer sicherheitskritischen Situation bedingt vorhersagbar, da eine Vielzahl von Parametern auf die Gesamtszene einwirken.

Die Multikombinatorik der realen sicherheitskritischen Situation stellt einen Maschinenhersteller theoretisch vor die Herausforderung, Nachweise für unendlich viele Szenarien zu erbringen. Um diese Unendlichkeit beherrschbar zu machen, wird die Definition von Operational Design Domains (ODD) für die Beschreibung der Maschinenumgebung, in Anlehnung an den Automobilansatz vorgeschlagen [6]. Zusätzlich wird an dieser Stelle die Norm IEC TS 62998-1 hervorgehoben, die die Anforderungen an die Entwicklung und Integration sicherheitsbezogener Sensoren (SRS) und sicherheitsbezogener Sensorsysteme (SRSS) für den Schutz von Personen beschreibt, wobei die systemischen Fähigkeiten im Vordergrund stehen, [9]. Dies erlaubt die Bewertung der systematischen Eignung sicherheitsrelevanter Sensoren für eine Zielanwendung, wenn die produktsspezifischen Sensornormen nicht alle Anforderungen spezifizieren oder wenn keine Anwendungsnorm existiert.

3 Ableitung von Maschinenanforderungen an die Detektionsfähigkeit für ein Sensorsystem

Normativ ist die zuverlässige Überwachung des Gefahrenbereichs gefordert, was eine Validierung des Gefahrenbereichs impliziert. Für diese Validierung

ist die Detektionsfähigkeit relevant, da eine Beeinflussung dieser in einer verminderten Zuverlässigkeit oder Verfügbarkeit der Maschine resultieren kann. Im Außenbereich kann ein Sensorhersteller die IEC TS 62998-1 anwenden, die die Realisierung eines sicherheitsrelevanten Sensoraufbaus für eine bestimmte Anwendung ermöglicht, wenn nachgewiesen werden kann, dass die Detektionsfähigkeit des Sensorsystems trotz der mit der Anwendung verbundenen typischen Umgebungsbedingungen gewährleistet ist [9]. Der Maschinenhersteller kennt die Umgebungsbedingungen, die sich beim Maschinenbetrieb ergeben können; und muss das Sensorsystem auswählen, dass innerhalb dieser Umgebungseinflüsse den Gefahrenbereich zuverlässig überwachen kann. Der Sensorhersteller kennt die Parameter, die die Detektionsfähigkeit seines Sensorsystems beeinflussen können, hat aber keine Möglichkeit, diese systematisch zu beschreiben. Um die beiden Ausgangspunkte von Maschinen- und Sensorhersteller zusammenzubringen wurde das V-Modell in Abbildung 3.1 vorgeschlagen [10]. Ausgangspunkt ist die ODD der autonomen Maschine, dessen Anforderungen bis hinunter zur Sensorebene abgeleitet werden können. Die Bezugsfläche im V-Modell ist die ROI. Dies bietet den Vorteil, dass der Gefahrenbereich um die Maschine herum mit validierten ROIs realisiert werden kann. Die Spezifikation, welche Anforderungen an die Detektionsfähigkeit zu bewerten und auf die ROI abzubilden sind, sollte dann mit Hilfe der ODD für die Erstellung der Risikomatrix abgeleitet werden. Die ODDs werden vom Maschinenhersteller definiert und enthalten z.B. Parameter zu den Umgebungsbedingungen, die durch die verschiedenen Ebenen des V-Modells übertragen werden müssen. Anhand der Abbildung 3.1 wird der Design- und Validierungspfad durch das V-Modell mit dem Beispiel der Maschine in einer Staubwolke aus Abbildung 1.1 beschrieben. Dabei zeigt die linke Seite wie die Anforderung der Personendetektion trotz Staub zu einer Anforderung für ein Sensorsystem abgeleitet werden kann. Dabei steht auf der Gesamtmaschinenebene die Anforderung, dass die Maschine vor einer Person anhält, auch wenn die Wahrnehmung der Person vom prozessbedingten Staub eingeschränkt werden kann. Aus dieser Anforderung an die Gesamtmaschine ergibt sich eine Anforderung an den Gefährdungsbereich der Maschine, denn dieser

muss trotz des auftretenden Staubes realisiert werden. In der darunterliegenden Ebene wird daraus eine Anforderung an die gewählte Sensorfusion. Wenn eine Radar/Laserscanner Kombination für die Überwachung des Frontbereichs der Maschine verwendet wird, dann entsteht für diese die Anforderung, trotz des Staubes die Wahrnehmungsfunktion aufrechtzuerhalten. Auf der untersten Ebene ist dann die Maschinenanforderung der Wahrnehmung der Person zu einer Anforderung für das Sensorsystem geworden. Konkret: Bei welchen Staubbedingungen ist der Sensor nicht mehr in der Lage innerhalb der eingestellten ROI ein sicherheitsrelevantes Objekt wahrzunehmen. Die rechte Seite des V-Modells zeigt Methoden und Messvorschriften auf, wie auf verschiedenen Ebenen Validierungen für die Detektionsfähigkeit erbracht werden können.

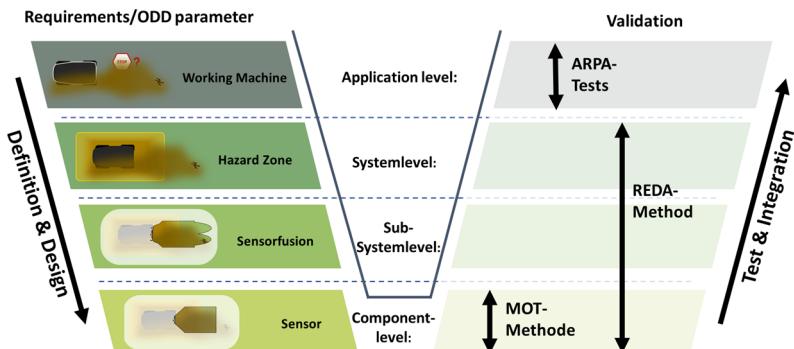


Abbildung 3.1: Das V-Modell veranschaulicht einen Ansatz zur Ableitung von Operational Design Domain (ODD)-Parametern, die in einer Risikoanalyse ermittelt wurden, in Anforderungen für ein Sensorsystem und schlägt Validierungsmethoden auf jeder dieser Ebenen vor. Überarbeitete Kopie aus [10]

Auf der Gesamtmaschinenebene ist die Messvorschrift der von AgroTechnoPôle entwickelten Agricultural Robotic Performance Assessment Tests (ARPA) zu nennen. Dabei werden Testbeispiele vorgeschlagen, die auf eine standardisierte Validierung an der Maschine abzielen, um verschiedene

Sicherheitsfunktionen und andere Aufgaben zu bewerten. Auf Sensorebene kann für statische Tests auch durch Anwendung der MOT-Metrik (Minimum Object-Detectable-Transmittance) [11] ein Nachweis erfolgen. Die Validierung für die unteren drei Ebenen kann durch Anwendung der REDA-Methode [12] erfolgen. Auf diese wird im folgenden Kapitel konkret eingegangen, da damit eine ganzheitliche Evaluation der Detektionsfähigkeit möglich gemacht werden kann.

4 Evaluation der Detektionsfähigkeit durch die REDA-Methode

Mithilfe des V-Modells lässt sich aus einer sicherheitsrelevanten Anforderung einer autonomen Maschine eine Anforderung für ein Testscenario eines Sensorsystems definieren. Mit der Möglichkeit der Beschreibung von Testabläufen fehlt für die systematische Auswertung noch eine einheitliche Evaluationsmethode. Damit wird eine Quantifizierung sowie eine Qualifizierung des Sensorsystems möglich und somit das System evaluierbar. Die erste systematische Evaluation der Detektionsfähigkeit im Zusammenhang mit realen Umgebungseinflüssen wird mit der Entwicklung der REDA-Methode ermöglicht [12]. Die Funktionalität der Methode ist durch die Anwendung auf einem dynamischen Outdoor-Teststand nachgewiesen und die Ergebnisse erlauben es, die umgebungseinflussbedingten Systemgrenzen eines Sensors systematisch zu beschreiben [3]. Diese Systemgrenzen lassen sich bestimmen, weil aus der ODD die sicherheitskritischen Situationen bereits hervorgehen. Der Maschinenhersteller muss dadurch einzig für das eingesetzte Sensorsystem nachweisen, dass dieses in der Lage ist, die ROI trotz Umgebungseinflüsse zuverlässig zu überwachen. Bezogen auf das Beispiel wäre die Frage, ob der in Abbildung 1.1 auftretende Staub einen Einfluss auf die Ausprägung der ROI hätte oder ob sich die Ausprägungen aufgrund eines Umgebungseinflusses verändert haben. Bei der Messung nach der REDA-Methode wird das sicherheitsrelevante Szenario wiederholt

durchfahren und dann untersucht, ob ein real auftretender oder synthetisch herbeigeführter Umgebungseinfluss die Dimensionen des eingestellten Schutzfeldes beeinflusst und somit die Detektionsfähigkeit beeinträchtigt ist. Bei der Auswertung wird dabei das vom Sensorsystem tatsächliche erzielte Schutzfeld evaluiert. Aus dieser Bewertung lassen sich dann Kennzahlen bestimmen, die die Detektionsfähigkeit des Sensorsystems beschreiben. Diese Evaluation lässt dann eine Bewertung der Detektionsfähigkeit des Sensorsystems bezogen auf dessen ROI und in Abhängigkeit des vorhandenen Umgebungseinflusses zu. Eine dieser Bewertungsgrößen sind die Reliability- und Availability-Scores. Dabei werden unter der Berücksichtigung des Ground Truths der Messung und dem tatsächlich aufgenommenen Sensorwerten mithilfe der Confusion Matrix, Bewertungen der Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit des Sensorsystems unter dem Eindruck der vorherrschenden Umgebungseinfluss, vorgenommen [13]. Diese Bewertung lässt sich ebenso auf Sensorfusionen anwenden, wie in Abbildung 3.1 dargestellt [10].

Die REDA-Methode bietet somit mehrere Vorteile, zum einen die Detektionsfähigkeit des Sensorsystems auf der Basis seiner ROI auszudrücken, wodurch die durch die Methode erhobenen Testdaten auf den von der ISO 18497 geforderten Gefahrenbereich bezogen werden können. Zum anderen erlaubt der Bezug auf die ROI eine Sensorsystembewertung unabhängig von dem verwendeten Messprinzip und den verwendeten Algorithmen. Zudem konnte gezeigt werden, dass die REDA-Methode vereinbar mit der IEC TS 62998-1 ist [13]. Daraus ergibt sich ein systematischer Formalismus zur Evaluation der Detektionsfähigkeit, mit dem umgebungseinflussbedingte Sensorsystemgrenzen beschreibbar werden.

5 Fazit und Ausblick

Die Detektionsfähigkeit wird als sicherheitsrelevante Sensorsystemeigenschaft bei der Etablierung autonomer Maschinen mittel- bis langfristig eine

essenzielle Rolle spielen. Der Einfluss einer beeinträchtigten Detektionsfähigkeit kann dabei in Form der verminderten Zuverlässigkeit und der verminderten Verfügbarkeit der Maschine resultieren. Darauf aufbauend wurde in dieser Arbeit als geeigneter Formalismus die REDA-Methode vorgeschlagen, die es erlaubt auf Prüfständen oder in Prüfumgebungen die Detektionsfähigkeit unterschiedlicher Sensorsysteme in Bezug auf deren ROI zu evaluieren. Für den vorgeschlagene Formalismus der REDA-Methodik sollte in weiteren Arbeiten untersucht werden, wie die Anwendung der Methode auf anderen Prüfständen umgesetzt werden kann. Das Prinzip über die ROI der Sensorsysteme die Detektionsfähigkeit zu evaluieren hat bereits weitere Forschungsvorhaben inspiriert [14]. Weiterer Untersuchung bedarf es auch bei der Entwicklung von Prüfverfahren zum Nachweis des Gefährdungsbereichs auf Maschinenebene. Dass die REDA-Methode angewendet werden kann wurde hier gezeigt, doch die Entwicklung einer Prüfumgebung wurde derzeit nicht umgesetzt. Abschließend sollten in Standards die sicherheitsrelevanten Anforderungen an die Detektionsfähigkeit reguliert werden. Die REDA-Methode ermöglicht die Quantifizierung der Detektionsfähigkeit und dies unabhängig vom Messprinzip. Zusätzlich werden mit den REDA-Scores Beschreibungen zur Qualifikation der Detektionsfähigkeit innerhalb der ROI in Abhängigkeit von der Umgebung vorgeschlagen, doch der Nutzen entsteht erst, wenn derartige Bewertungen als Metriken festgeschrieben werden. Dadurch könnten die erarbeiteten Scores auf ein der Performance Level (PL) abgebildet werden. Zudem sind die vorgestellten Scores nicht anwendungsrelevant, wenn nicht parallel die Quantifizierung der Umgebungseinflüsse im Zusammenhang mit der Detektionsfähigkeit standardisiert werden. Andernfalls kann die Detektionsfähigkeit nicht adäquat ausgedrückt werden, da die Qualität der Detektionsfähigkeit für eine im Außenbereich arbeitende autonome Maschine nur dann von Interesse ist, wenn auch die Abhängigkeit von der Umgebung formuliert werden kann.

Literatur

- [1] ISO 18497:2018-11; Agricultural Machinery and Tractors—Safety of Highly Automated Agricultural Machines—Principles for Design. ISO: Geneva, Switzerland, 2018.
- [2] R. Tiusanen, T. Malm und A. Ronkainen, „An overview of current safety requirements for autonomous machines—Review of standards,“ *Open Eng.*, p. 665–673, 2020.
- [3] C. Meltebrink, T. Ströer, B. Wegmann, C. Weltzien und A. Ruckelshausen, „Concept and Realization of a Novel Test Method Using a Dynamic Test Stand for Detecting Persons by Sensor Systems on Autonomous Agricultural Robotics,“ *Sensors*, 2021.
- [4] C. Lee, S. Schätzle, S. Lang und T. Oksanen, „Design considerations of a perception system in functional safety operated and highly automated mobile machines,“ *Smart Agric. Technol.* , 2023.
- [5] ISO 21815-1:2022(en); Earth-Moving Machinery—Collision Warning and Avoidance—Part 1: General Requirements. ISO: Geneva, Switzerland, 2022.
- [6] ISO/PAS 21448:2019-01; Road Vehicles—Safety of the Intended Functionality. ISO: Geneva, Switzerland, 2019.
- [7] ISO 13849-1; Safety of Machinery—Safety-Related Parts of Control Systems—Part 1: General Principles for Design. ISO: Geneva, Switzerland, 2023.
- [8] ISO 25119:2018 (Parts 1–4); Tractors and Machinery for Agriculture and Forestry—Safety-Related Parts of Control Systems. ISO: Geneva, Switzerland, 2018.
- [9] IEC 62998-1:2019; Safety of Machinery—Safety-Related Sensors Used

for the Protection of Persons. IEC: Geneva, Switzerland, 2019.

[10] M. Komesker, C. Meltebrink, S. Ebenhöch und S. Stiene, V-Model Approach for Developing Safe Environment Perception Systems for Autonomous Machinery, Osnabrück: VDI Verlag: Düsseldorf, Germany, 2024.

[11] Y. Sumi, B. Kim und M. Kodama, „Evaluation of Detection Performance for Safety-Related Sensors in Low-Visibility Environments,“ IEEE Sens, 2021.

[12] C. Meltebrink, M. Komesker, C. Kelsch, D. König, M. Jenz, M. Strotdresch, B. Wegmann, C. Weltzien und A. Ruckelshausen, „REDA: A New Methodology to Validate Sensor Systems for Person Detection under Variable Environmental Conditions,“ Sensors, 2022.

[13] M. Komesker, C. Meltebrink, S. Ebenhöch, Y. Zahner, M. Vlasic und S. & Stiene, „Validation Scores to Evaluate the Detection Capability of Sensor Systems Used for Autonomous Machines in Outdoor Environments,“ Electronics, 2024.

[14] J. C. Krause, S. Röttgermann, J. Herbers, S. Menke, N. Iqbal, M. Niemeyer, L. Plagge, B. Thy, H. Hollmeier, S. Stiene und J. Hertzberg, Field Trials and Evaluation Methods for Sensors used in Perception Systems for Autonomous Machinery with Respect to SOTIF, Osnabrück: VDI Verlag, Düsseldorf, Deutschland, 2024.

Sichere Sensorik für mobile Arbeitsmaschinen und ihre Anwendung in Assistenzfunktionen

Frank Bender¹, Simon Glogger¹, Tobias Reger¹, Marc Schmid¹

¹ *Software- und Systementwicklung, Bosch Rexroth AG, Ellingen*

Kurzfassung

Automatisierung, Elektrifizierung und Vernetzung haben zu einem steigenden Bedarf an Sensorik für mobile Arbeitsmaschinen geführt. In Kombination mit Software und Elektrohydraulik können Sensoren Maschinen sicherer und effizienter machen. Aufbauend auf dem etablierten Bosch Automotive Sensor-Portfolio bietet Bosch Rexroth Sensoren an, die für Off-Highway-Maschinen angepasst und qualifiziert wurden. Dieser Beitrag konzentriert sich auf Inertialsensoren, Radar und Ultraschall. Die Sensoren werden mit ihren Haupteigenschaften einschließlich ihrer Sicherheitsmetriken vorgestellt. Als Anwendungsbeispiele werden ein Algorithmus zur Erfassung der kinematischen Positionen (KPS) und ein System zur Kollisionsvermeidung (CAS) mit exemplarischen Versuchsergebnissen präsentiert.

Schlagworte: Assistenzfunktionen, Inertialsensorik, Umfeldsensorik, Funktionale Sicherheit

1 Einleitung

1.1 Motivation – Markttreiber

Die Anforderungen an mobile Arbeitsmaschinen werden fortlaufend komplexer. Entscheidende Markttreiber sind dabei die Kosteneffizienz, die Verbesserung der Sicherheit, sowie ein zunehmender Mangel an qualifiziertem Bedienpersonal. Die Einhaltung von regulatorischen Vorgaben spielt ebenfalls eine wichtige Rolle auf den weltweiten Absatzmärkten. Die daraus resultierenden Trends im Bereich der mobilen Arbeitsmaschinen sind insbesondere die Elektrifizierung/Hybridisierung der Antriebssysteme, die Vernetzung der Maschinen [1] sowie eine zunehmende Verbreitung von Assistenzsystemen [2] bis hin zur Entwicklung autonomer Maschinenkonzepte [3].

1.2 Anforderungen an Sensorik

Automatisierung, Elektrifizierung und Vernetzung haben zu einem steigenden Bedarf an Sensorik für mobile Arbeitsmaschinen geführt. In Kombination mit Software und Elektrohydraulik können Sensoren wesentlich dazu beitragen, Maschinen sicherer und effizienter zu machen. Dabei muss die Sensorik allerdings die branchenspezifischen Anforderungen erfüllen, so dass sie auch beim Einsatz in schwierigen Umweltbedingungen robust und verlässlich funktioniert. Das typische Anforderungsprofil an Sensoren für mobile Arbeitsmaschinen umfasst daher neben der eigentlichen Funktion (Erfassung der Messgröße) auch

- ausreichende Robustheit (z.B. IP-Schutzklass, Temperaturschwankung, Schock/Vibration)
- eine passende Sensorschnittstelle zur einfachen Integration (z.B. CAN, J1939, SENT)

- die Eignung in sicherheitskritischen Anwendungen (z.B. gemäß ISO 13849).

Der für die jeweilige Funktion erforderliche Sensor muss entsprechend mit Bedacht gewählt und ins Gesamtkonzept der Maschine passend integriert werden.

2 Sichere Sensorik für mobile Arbeitsmaschinen

Aufbauend auf dem etablierten Bosch Automotive Sensor-Portfolio bietet Bosch Rexroth verschiedene Sensoren an, die für den Einsatz in Off-Highway-Maschinen angepasst und qualifiziert wurden. Dieser Beitrag konzentriert sich auf Inertialsensoren (IMUs), Radar und Ultraschall. Die entsprechenden Sensoren sind in Abbildung 2.1 dargestellt. Die Sensoren werden mit ihren Haupteigenschaften vorgestellt, einschließlich ihrer Sicherheitsmetriken, die sie für sicherheitsrelevante Anwendungen nutzbar machen. Nachfolgend wird anhand zweier Beispiele aufgezeigt, wie die Sensoren in Verbindung mit Assistenzfunktionen einen Beitrag zur Steigerung von Produktivität und Sicherheit leisten können [10].



Abbildung 2.1: Inertialsensor Bodas MM7.10 (links), Ultraschallsystem Bodas USS (mitte) und Radar OHW (rechts).

2.1 Inertialsensor Bodas MM7.10

Inertialmesseinheiten (engl. Inertial Measurement Units – IMUs) messen Beschleunigungen und Drehraten im Sensorkoordinatensystem. Im Automotive-Umfeld kommen sie klassischerweise in Verbindung mit Systemen zur Stabilitätsregelung (ESP – Electronic Stability Program) zum Einsatz. An mobilen Arbeitsmaschinen können sie zur Ermittlung der Lage von Maschinenelementen im Raum genutzt werden, oder aber zur Erfassung der Gierrate bei Kurvenfahrt. Tabelle 2.1 fasst die wesentlichen Eigenschaften des Sensors zusammen, darunter auch die Werte für den Einsatz des Sensors in sicherheitskritischen Anwendungen gemäß ISO 13849 (bis PL d) und ISO 25119 (bis AgPL d) [4].

In Verbindung mit dem entwickelten Treiberbaustein zur Winkelschätzung kann auf einem Steuergerät die Lage des Sensors bzw. des Elements, auf dem der Sensor verbaut wurde, ermittelt werden. Dazu werden die Drehraten und Beschleunigungen in einem Komplementärfilter fusioniert, und der Nick- sowie der Rollwinkel werden ausgegeben. Da sich die Schätzung am Gravitationsvektor als Referenz orientiert, sind überlagerte Beschleunigungen durch die Fahrzeugdynamik zunächst eine Störung [7]. Deren Einfluss wird reduziert, indem die Gierraten bei der Fusion ebenfalls berücksichtigt werden. Zudem besteht die Möglichkeit, auf dem Steuergerät die Fahrzeuggeschwindigkeit einzulesen und bei der Fusion zu berücksichtigen, so dass die durch Fahrzeugbeschleunigung oder -verzögerung hervorgerufenen Störungen modellbasiert kompensiert werden.

Tabelle 2.1: Exemplarische Eigenschaften der betrachteten Sensoren.

Eigenschaft	Inertialsensor MM7.10	Ultraschallsystem USS	Radar Off-Highway
Schutzklassen	IPX7, IP6K, IPX9K	IP6K9K	IP6K6, IP6K7
Temperaturbereich	-40 ... 85 °C	-40 ... 85 °C	-40 ... 85 °C
Versorgungsspannung	8 ... 16 V	9,2 ... 32 V	7 ... 18 V
Kommunikation	CAN (Standard, J1939)	CAN (Standard, J1939)	CAN (Standard, J1939)
Funktionale Sicherheit	MTTF _D = 447 y, DC = 94%, PL d / AgPL d	MTTF _D = 363 y, DC = 79%, PL d / AgPL d ¹	MTTF _D = 142 y, DC = 96.6%, PL d ²

2.2 Ultraschallsystem Bodas USS

Das Bodas Ultraschallsystem besteht aus bis zu 12 Ultraschallsensoren sowie einem kompakten Steuergerät zur Auswertung der Signale. Über das USS-Steuergerät können die erfassten Abstände und Positionen von Objekten im nahen Umfeld der Maschine mittels CAN an die Maschinensteuerung übermittelt werden. Dies ermöglicht z.B. die Überwachung von toten Winkeln oder die Realisierung von Funktionen zur Kollisionsvermeidung (siehe Abschnitt 3.2). Tabelle 2.1 fasst die wichtigsten Eigenschaften des Ultraschallsystems inkl. der funktionalen Sicherheit¹ zusammen [5].

¹ Für die "Direct Echo Function" bei der Variante „USS PREMIUM SAFE“ mit Temperatur-Profil T1.

² Für Temperaturprofil „USA“ und Beanspruchungsprofil gemäß DIN EN 61709 B.2.5.

2.3 Radar Off-Highway

Radarsensoren eignen sich auch zur Erfassung von weiter entfernten, statischen oder bewegten Objekten. Radar funktioniert auch bei widrigen Umweltbedingungen (Nebel, Regen, Schnee oder Staub) zuverlässig. Das Radar OHW von Bosch ist optimiert für die Objekterkennung in Off-Highway-Umgebungen und liefert bereits fusionierte Objekte inkl. deren Position, Geschwindigkeit, Radar Cross Section (RCS) und Existenzwahrscheinlichkeit. Es verfügt über eine Nahbereichs- und eine Fernbereichsantenne. Die Radar-Reflexionen werden auf dem Sensor vorverarbeitet inkl. Objekt-Clustering, so dass dem Nutzer über den CAN-Bus bis zu 40 erfasste Objekte übermittelt werden. Die wesentlichen Eigenschaften sind in Tabelle 2.1 zusammengefasst [6].

3 Anwendungen - Assistenzsysteme

Im Nachfolgenden sollen exemplarisch zwei Assistenzsysteme als Anwendungen der zuvor beschriebenen Sensoren beschrieben werden.

3.1 Kinematic Position Sensing (KPS)

Die Erfassung von Gelenkwinkeln und Positionen kinematischer Elemente ist eine wichtige Grundlage für jegliche Assistenz- oder Automatisierungsfunktionen. Neben Wegmesstechnik (z.B. magnetostriktiv) und Winkelsensorik (z.B. Encoder) stellen Inertialsensoren wie der oben eingeführte MM7.10 einen möglichen Ansatz zur Lageschätzung dar. Vorteile der Inertialsensorik sind die flexible Integration, die hohe Kosteneffizienz sowie die Robustheit. Eine Herausforderung stellt jedoch die Sensorfusion dar, mittels derer aus den gemessenen Beschleunigungen und Drehraten die Roll- und Pitch-Winkel der einzelnen Elemente errechnet werden.

Um bei Anwendungen mit hoher Dynamik (z.B. Bagger) eine ausreichend genaue Winkelschätzung zu ermöglichen, wurde die modellbasierte Fusions-Software „Kinematic Position Sensing“ (KPS) entwickelt [9]. Dieser Algorithmus nutzt neben den Rohdaten aller IMUs zusätzliche kinematische Informationen (Geometrie der kinematischen Elemente, Einbaupositionen und -lagen der IMUs), um durch die Eigenbewegung hervorgerufene Beschleunigungen zu kompensieren. Neben den IMUs ermöglicht KPS auch die Berücksichtigung von Winkelsensoren auf einzelnen Gelenken, wodurch auch Bewegungen um die Hochachse stationär genau erfasst werden können. Abbildung 3.1 zeigt den Aufbau des KPS-Systems exemplarisch für einen Kompaktbagger. Abbildung 3.2 zeigt exemplarische Messergebnisse für den Ausleger- und Stiel-Winkel bei einer Drehbewegung. Als Referenz werden in den Gelenken verbauten Winkelsensoren genutzt. Es ist deutlich zu sehen, dass Drehbewegung starke Zentripetalbeschleunigungen an der auf dem Stiel montierten IMU hervorruft. Beim KPS-System wird diese Störung jedoch aufgrund des modellbasierten Ansatzes bestmöglich kompensiert, entsprechend sind die dynamischen Winkelfehler auch während des hoch-dynamischen Drehvorgangs $< 0.5^\circ$. Tabelle 3.1 zeigt die mittleren quadratischen Fehler für die Gelenkwinkel an Ausleger, Stiel und Löffel für einen 10-minütigen Grabzyklus. In Verbindung mit den sicherheitstauglichen Komponenten MM7.10 und dem RC-Steuergerät kann KPS als Sensorsystem mit Safety-Rating bis PL d gemäß ISO 13849 genutzt werden.

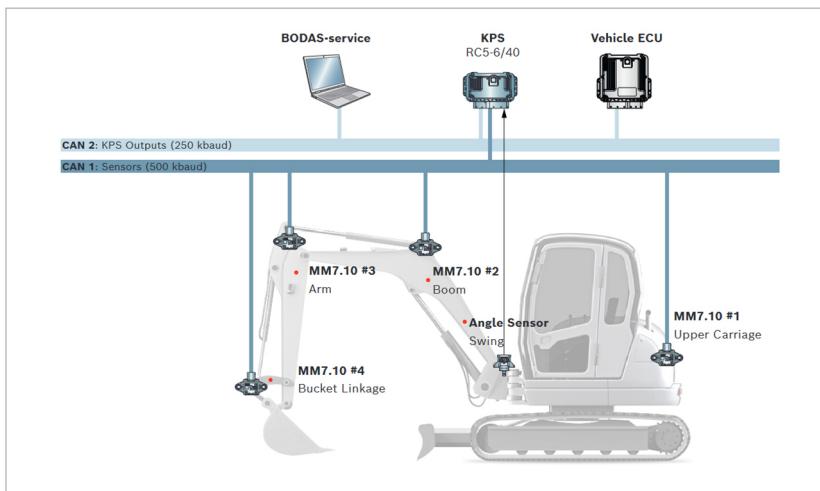


Abbildung 3.1: Aufbau des KPS-Systems am Beispiel eines Kompaktbaggers. Neben 4 Inertialsensoren MM7.10 wird ein Winkelsensor zur Erfassung des Schwenkwinkels am Ausleger sowie ein RC-Steuergerät zur KPS-Sensorfusion benötigt.

Tabelle 3.1: Mittlere quadratische Abweichung für die mittels KPS geschätzten Gelenkwinkel an Ausleger, Stiel und Löffel für einen 10-minütigen Grabzyklus an einem Kompaktbagger. Der vergleichsweise hohe Fehler am Löffel wird durch den Bodenkontakt und die damit verbundenen Erschütterungen beim wiederholten Graben hervorgerufen.

Gelenkwinkel	Ausleger	Stiel	Löffel
RMSD	0.38°	0.30°	0.95°

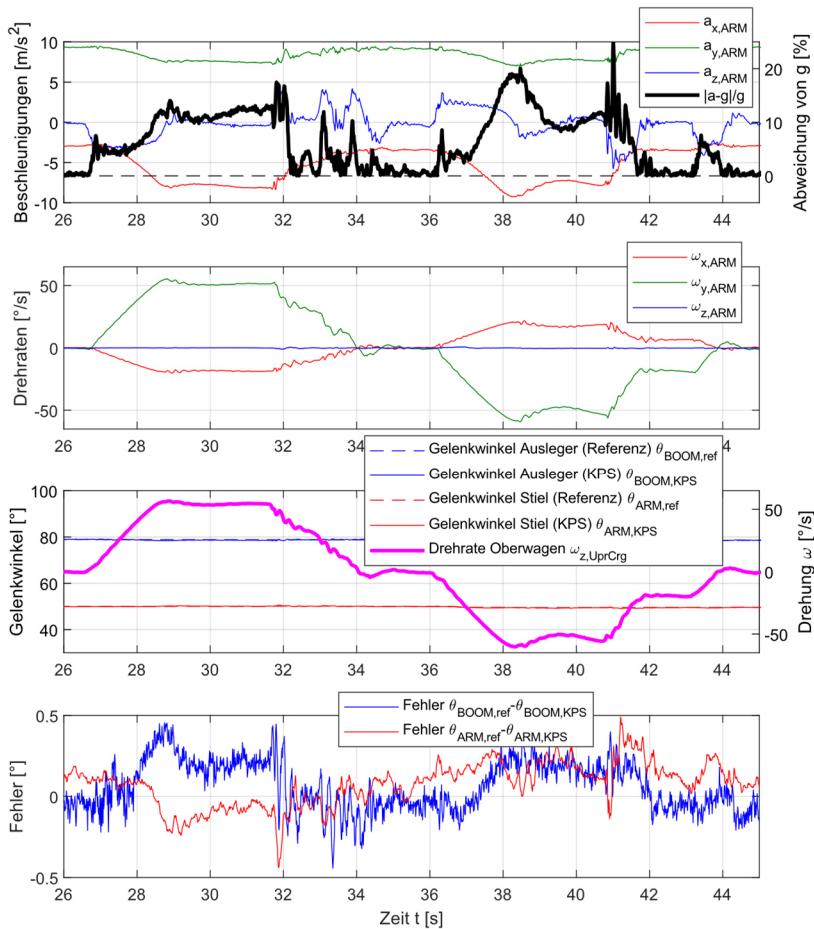


Abbildung 3.2: Exemplarische IMU-Messdaten und geschätzte Gelenkwinkel während der Drehbewegung eines Kompaktbaggers. Die von der am Stiel installierten IMU gemessenen Beschleunigungen weisen während des Drehens eine starke Zentripetalbeschleunigung auf, d.h. die Abweichung von der Erdbeschleunigung macht in diesen Phasen 10-20% der erfassten Gesamtbeschleunigung aus (oben). Dennoch betragen die Fehler der mittels KPS-Algorithmus geschätzten Ausleger- und Stiel-Gelenkwinkel durchweg weniger als $0,5^{\circ}$ (unten).

3.2 Collision Avoidance System (CAS)

Kollisionen mit mobilen Arbeitsmaschinen stellen eine erhebliche Gefährdung für Mensch und Maschine dar. Basierend auf dem Radar OHW und dem USS Ultraschallsystem wurde daher das Rexroth CAS (Collision Avoidance System) entwickelt. Unter Ausnutzung von Informationen vom Fahrantrieb und der vom MM7.10-Inertialsensor übermittelten Gierrate kann die Fahrbewegung vorhergesagt werden, so dass nur der tatsächliche Gefahrenbereich überwacht werden muss und Falschwarnungen signifikant reduziert werden können. In Übereinstimmung mit der in ISO 21815-2 definierten Kommunikationsschnittstelle [8] kann über den Fahrantrieb eine Verlangsamung, ein kontrollierter Stopp oder eine Notbremsung ausgelöst werden. Abbildung 3.3 zeigt den Aufbau des Systems bei Überwachung des Rückfahrbereichs. Ebenfalls möglich ist eine vorder- und rückseitige Überwachung, z.B. bei Kommunalfahrzeugen oder Dumpern. Abbildungen 3.4 und 3.5 illustrieren die Funktionsweise des CAS: der basierend auf der aktuellen Fahrzeugbewegung prädizierte Gefahrenbereich wird überwacht und die Time-To-Collision wird für kritische Objekte basierend auf der Relativposition und -geschwindigkeit sowie einem zu erwartenden Verzögerungsverhalten berechnet. Wenn die definierten Grenzwerte unterschritten werden, können je nach System-Konfiguration Warnungen für den Fahrer oder ein aktiver Eingriff mittels Fahrantrieb oder Betriebsbremse ausgelöst werden.

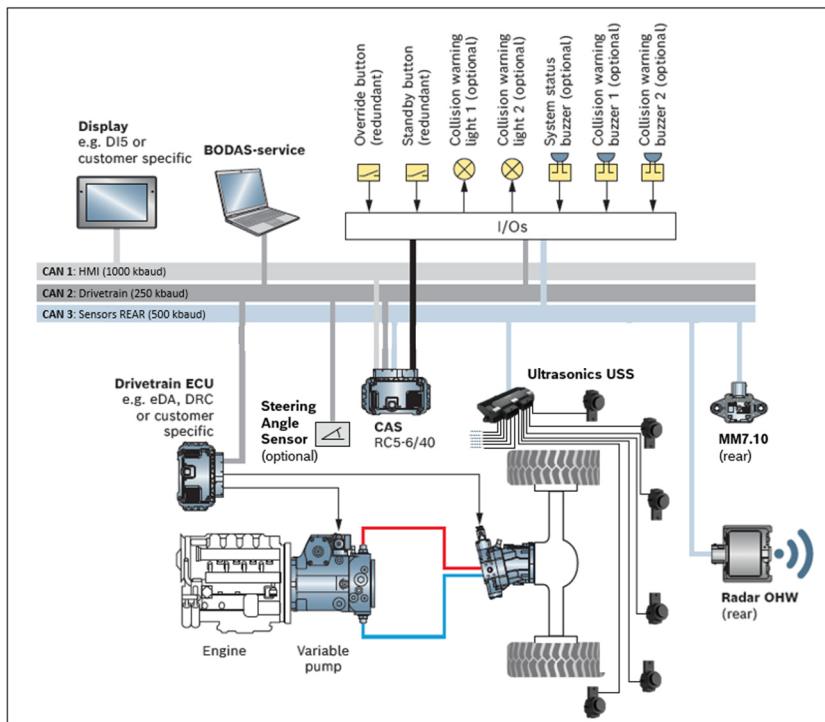


Abbildung 3.3: Aufbau des Systems zur Kollisionsvermeidung CAS bei Überwachung des Rückfahrbereichs (z.B. Radlader) in Verbindung mit einem hydrostatischen Fahr'antrieb. Ebenfalls möglich ist die zusätzliche Überwachung des Vorderbereichs, falls für die Anwendung relevant (z.B. Kommunalfahrzeuge, Dumper).

Exemplarisch sei die Berechnung des kritischen Abstands für einen „Controlled Stop“ gegeben,

$$D_{obj} \leq D_{CS} = \frac{v_{rel}^2}{2 \cdot a_{CS}} + D_{EF}.$$

Dabei bezeichnet D_{CS} den kritischen Abstand, bei dessen Unterschreitung der „Controlled Stop“ ausgelöst werden soll. Die Relativgeschwindigkeit ist gegeben durch v_{rel} , die angenommene Verzögerung durch a_{CS} . D_{EF} be-

zeichnet den Sicherheitsabstand zum erfassten Objekt, mit dem das Fahrzeug zum Stillstand kommen soll.

Als Parkhilfe können mittels Ultraschallsystem auch Parkzonen überwacht werden. Befindet sich ein Objekt in der jeweiligen Zone, so kann dies visuell und akustisch angezeigt werden, bei Unterschreiten eines kritischen (geschwindigkeitsabhängigen) Mindestabstands wird wieder eine Verzögerung initiiert.

Neben Radar und Ultraschall können auch Smart Camaras vom CAS berücksichtigt werden, so dass eine dedizierte Erkennung von Personen mit individuell parametrierbarer Reaktion ermöglicht wird.

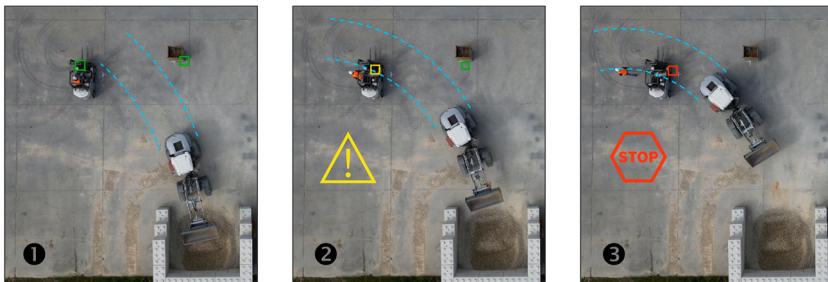


Abbildung 3.4: Beispiel für die radarbasierte Kollisionsvermeidung an einem Radlader. Das Bild wurde mit den vom Radar erfassten Objekten (Gabelstapler und Kiste) überlagert. Ebenfalls dargestellt ist der mittels Fahrzeuggeschwindigkeit und Gierrate präzisierte Fahrbereich (blau). Der Radlader reversiert, dabei befinden sich in Situation ① sowohl die Kiste als auch der Gabelstapler außerhalb des präzisierten Fahrbereichs, entsprechend ist keine CAS-Reaktion erforderlich. Kurze Zeit später befindet sich der Gabelstapler innerhalb des präzisierten Fahrbereichs, zudem erfüllen die Relativpositionen und -geschwindigkeiten eine Warnung des Fahrers (Situation ②). Nachdem der Fahrer nicht reagiert hat und der Radlader sich dem Gabelstapler weiter angenähert hat, wird vom CAS ein Notstopp initiiert, so dass der Radlader rechtzeitig zum Halt kommt (Situation ③).

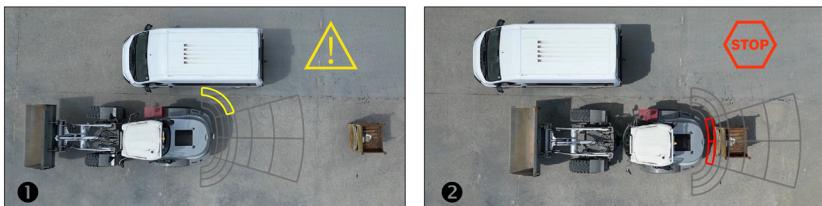


Abbildung 3.5: Beispiel für die Kollisionsvermeidung basierend auf Ultraschall an einem Radlader. Das Bild wurde mit den vom Ultraschall-System überwachten Parkzonen überlagert. Situation ① stellt dar, wie das Ultraschall-System als Rangierhilfe in beengten Verhältnissen genutzt werden kann. Die besetzten Parkzonen können dem Fahrer analog der Darstellung im Display angezeigt werden. In Situation ② hat sich der Radlader der Kiste so weit angenähert, dass vom CAS ein Notstopp ausgelöst wurde, um eine Kollision zu vermeiden.

4 Zusammenfassung & Ausblick

Sensorik kann die Produktivität und Sicherheit mobiler Arbeitsmaschinen signifikant verbessern. Dabei müssen die branchenspezifischen Anforderungen berücksichtigt werden, zur Verwendung in sicherheitskritischen Anwendungen insbesondere die jeweiligen Safety-Metriken. Inertialsensoren wie der Badas MM7.10 ermöglichen die Erfassung von Beschleunigungen und Drehraten sowie in Verbindung mit entsprechenden Algorithmen (z.B. KPS) die Schätzung der Lage von kinematischen Elementen. Radar und Ultraschall als wichtige Vertreter der Umfeldsensorik ermöglichen eine flexible Überwachung des Nah- und Fernbereichs um die Maschine. Damit lassen sich Funktionen zur Kollisionsvermeidung realisieren, wie z.B. in Form der Anwendungssoftware CAS.

In der nahen Zukunft werden weitere, zur Nutzung auf mobilen Arbeitsmaschinen angepasste Sensoren aus dem Bosch Automotive Portfolio ergänzt. Neben Kameraköpfen wird auch ein hochauflösendes Imaging Radar zur Verfügung stehen, welches aufgrund der hohen Informationsdichte in Form

von Punktewolken neue Automatisierungsfunktionen ermöglicht – von der assistierten Spurführung in Weinbergen oder auf Obstplantagen bis hin zu autonomen Feldrobotern [12]. Zur Verarbeitung und Fusionierung der unterschiedlichen Daten sowie zur Ausführung von KI-Anwendungen eignet sich das eigens hierfür entwickelte High-Performance-Steuergerät „Off-Highway Robotics Controller“ (ORC) [13].

Literatur

- [1] C. Grabe. Next Level Connectivity – Unlocking performance with two-way telematics. Mobile 2024, 17.-18. Oktober 2024, Bosch Rexroth AG.
- [2] F. Bender. The evolution of assistance *functions – Embedded learning and collision avoidance*. Mobile 2024, 17.-18. Oktober 2024, Bosch Rexroth AG.
- [3] N. Melenbrink, J. Werfel, A. Menges. [On-site autonomous construction robots: Towards unsupervised building](#). Automation in Construction, Vol. 119, 2020.
- [4] Bosch Rexroth AG. [Bodas Inertialsensor MM7.10](#). Datenblatt, 2. Juli 2024.
- [5] Bosch Rexroth AG. [Bodas Ultrasonic Sensor USS](#). Datenblatt, 28. Oktober 2022.
- [6] Robert Bosch GmbH. [Radar Off-Highway](#). Datenblatt, 2020.
- [7] P.D. Groves. *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*. 2nd Edition. Artech House, 2013.
- [8] ISO 21815-1,-2,-3. [Earth Moving Machinery – Collision Warning and Avoidance](#). Januar 2022.

- [9] Bosch Rexroth AG. [Application software Kinematic Position Sensing](#). Datenblatt, Oktober 2024.
- [10] Bosch Rexroth AG. [Automation solutions for compact excavators](#). Datenblatt, Juni 2022.
- [11] Bosch Rexroth AG. Bodas CAS – [Anwendungssoftware für radargestützte Kollisionvermeidungssysteme](#). Fact Sheet. November 2024.
- [12] Robert Bosch GmbH. [Radar Off-Highway Premium](#). Datenblatt, 2024.
- [13] J. Emmert. *Envision Autonomy! Automation for progressive off-highway vehicles*. Mobile 2024, 17.-18. Oktober 2024, Bosch Rexroth AG.

Erkennung und Bewertung von Arbeitsprozessen eines Hydraulikbaggers im Tiefbaueinsatz

Martin Starke¹, Simon Köhler², Frank Will¹, Jürgen Weber²

¹ *Technische Universität Dresden, Professur für Baumaschinen*

² *Technische Universität Dresden, Professur für Fluidmechatronische Systemtechnik*

Kurzfassung

Hydraulikbagger zeichnen sich durch eine Vielzahl unterschiedlicher Tätigkeiten aus, welche unter stark variierenden Umgebungs- und Prozessbedingungen stattfinden. Die Erfassung und Bewertung dieser Tätigkeiten gestalten sich sehr komplex. Diese Veröffentlichung befasst sich mit der Entwicklung und Inbetriebnahme eines Erkennungs- und Bewertungssystems an einem Mobilbagger. Dazu wird neben der Methodik und algorithmischen Umsetzung, eine flexible Hardware- und Softwarearchitektur entwickelt und implementiert, welche die Erkennung typischer und zeitlich abgeschlossener Arbeitsmuster und eine Bewertung dieser anhand verschiedener technologischer Kenngrößen ermöglicht.

Schlagworte: Prozesserkennung, Prozessbewertung, Maschinelles Lernen

1 Einleitung

Die Digitalisierung gewinnt in der Baubranche zunehmend an Bedeutung. Das übergeordnete Ziel dieser Bestrebungen ist, die seit Jahrzehnten stagnierende Produktivität des Baugewerbes zu steigern, oft durch optimierte Bauprozesse und automatisierte Abrechnungen [2]. Während in der Bauplanung, insbesondere durch Building Information Modeling (BIM), die Digitalisierung Mehrwerte erzielen konnte, kann bei der Bauausführung selbst, vor allem bei der Verwendung von mobilen Arbeitsmaschinen, nicht das gesamte Potential ausgeschöpft werden [3]. Viele dieser Maschinen liefern zwar mithilfe von Telematikeinheiten Maschinendaten, der praktische Nutzen dieser ist jedoch oftmals noch begrenzt. Aktuelle Maschineninformation, wie Tankfüllstand oder die aktuelle Position werden hauptsächlich im Rahmen von Flottenmanagementsystemen genutzt. Positionsdaten werden in 3D-Maschinensteuerungen mobiler Arbeitsmaschinen verwendet, um dem Bedienenden bspw. die aktuelle Position in einem digitalen Geländemodell (DGM) zu visualisieren. Ein weiterer Trend ist in der Digitalisierung des Auftragsmanagements von Baumaschinen zu beobachten. Angelehnt an das Produktionsprozessmanagement (MES) in der Industrie [4], welchem die IEC 62264 zugrunde liegt, formuliert die ISO 15143-1 für den Baubereich einen Vorschlag einer Systemarchitektur für ein MES auf Baustellenebene [5].

Ein Schwerpunkt der aktuellen Forschungsaktivitäten liegt auf der automatisierten Erfassung von Arbeitszuständen mobiler Maschinen und der Verknüpfung von Maschinendaten mit Informationen über die ausgeführten Tätigkeiten, um Arbeitsprozesse automatisch zu bewerten [6], [7]. Technologische Kenngrößen, wie die umgeschlagene Masse pro Zeit oder der Kraftstoffverbrauch pro umgeschlagene Masse, können genutzt werden, um die Einsatzplanung auf der Baustelle zu optimieren. Diese Kenngrößen können weiterführend in Echtzeit an Maschinenbedienende rückgespiegelt werden, um deren Bedienverhalten zu verbessern. Die Verwendung dieser

Kenngrößen in Kombination mit Ansätzen der Gamification kann zukünftig zudem die Ausbildung von Maschinenbedienenden sinnvoll unterstützen.

Diese Veröffentlichung beschäftigt sich mit der Umsetzung eines Erkennungs- und Bewertungssystems der ausgeführten Arbeitsprozesse mobiler Arbeitsmaschinen. Im Rahmen des FVB-Forschungsprojektes „Entwicklung einer automatisierten Musterklassifikation zur interpretierbaren Auswertung von Maschinendaten“ wird dafür ein Mobilbagger sensorisch erweitert und die gewonnenen Sensordaten in Kombination mit Maschinendaten genutzt um abgeschlossene Arbeitsprozesse zu detektieren und auf der Maschine zu bewerten. Der Fokus dieser Veröffentlichung liegt dabei auf der Mustererkennung, die Bewertung der Muster wird weniger detailliert beleuchtet, für weiterführende Informationen sei auf [1] verwiesen.

2 Systemarchitektur Gesamtsystem

Im Rahmen des Projekts wurde die Hardwarearchitektur des Demonstrators erweitert, indem ein zusätzlicher Industrie-PC (IPC) für die Assistenzfunktionen und eine für den mobilen Einsatz geeignete ECU (Electronic Control Unit) für die Mustererkennung ergänzt wurden. Die verwendete Demonstratormaschine ist ein 18-Tonnen-Mobilbagger, der im Rahmen des Verbundprojekts "Bauen 4.0" mit zusätzlicher Elektronik ausgestattet wurde. Die Ansteuerung der Arbeitshydraulik erfolgt über ein eigenes Steuergerät, das als Maschinensteuergerät bezeichnet wird. Dieses Steuergerät ist sowohl analog als auch digital (z.B. über CAN) mit verschiedenen Sensoren (Drucksensoren, IMUs usw.) verbunden. Die Messgrößen können per UDP-Stream in Echtzeit (10 ms Taktzeit) an beliebige Teilnehmer in einem lokalen Ethernet-Netzwerk des Baggers gesendet werden.

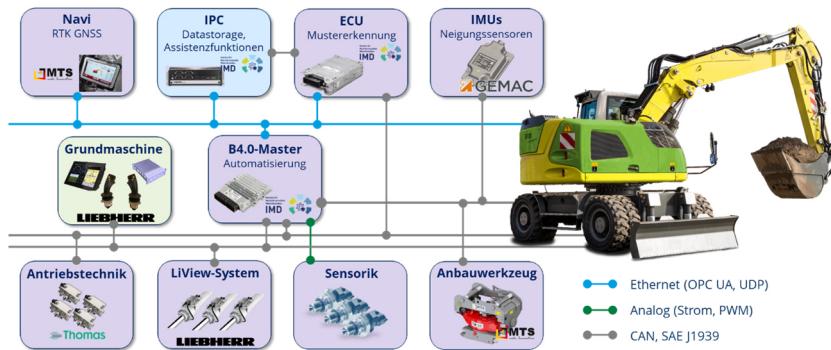


Abbildung 6.1: Systemarchitektur Gesamtsystem

3 Assistenzfunktionen

Die Bewertung der erkannten Arbeitsprozesse werden als Assistenzfunktionen für die Bedienenden auf der Maschine umgesetzt und können zukünftig auch als Dartengrundlagen bspw. für Entwickler, die bauausführenden Unternehmen oder Baumaschinenverleiher zur Verfügung gestellt werden. Die Assistenzfunktionen unterteilen sich in die Bereiche Baumanagement und Bedienerfeedback. Im Bereich Baumanagement kalkuliert das System die tatsächlich erreichte Nutzleistung, indem das geplante Aushubvolumen auf die Summe der erfassten Zykluszeiten bezogen wird. Die tatsächliche Spielzeit ergibt sich aus der Anzahl der Erdbewegungszyklen geteilt durch die Summe der erfassten Zykluszeiten. Die Bodenklasse wird über die Dichte des verdichteten Bodens berechnet und der Kraftstoffverbrauch analytisch auf Basis des Kraftstoffbedarfs in Abhängigkeit vom Motorkennfeld berechnet. Die Emissionen werden auf der Grundlage des Kraftstoffverbrauchs bestimmt, wobei ein spezifischer Faktor für Diesel verwendet wird. Für das Bedienerfeedback wird die Produktivität als die umgeschlagene Masse pro Zykluszeit berechnet, wobei die Masse durch eine Baggerwaage ermittelt wird. Der Löffelfüllgrad ergibt sich aus der Lademasse und der Dichte des

Bodens im aufgelockerten Zustand. Die Spielzahl der einzelnen Zyklen ist der Kehrwert der jeweiligen Zykluszeit. Die Effizienz bestimmt sich aus der umgeschlagenen Masse bezogen auf den benötigten Kraftstoff pro Zyklus. Die Lademasse wird zu zwei Zeitpunkten ermittelt: während des Schwenkens zur Entladestelle und während des Rückschwenkens; die Differenz dieser beiden Messungen wird genutzt, um Anhaftungen oder Reibungseffekte zu korrigieren. Für detaillierte Ausführungen und die Berechnungsvorschriften sei an dieser Stelle auf [1] verwiesen. Für die Umsetzung der Assistenzfunktionen ist die Erkennung der Arbeitsprozesse und die Bestimmung der Zyklenzeiten elementar. Diese wird, wie oben erwähnt, auf einer separaten ECU implementiert. An die Mustererkennung werden eine Vielzahl von Anforderungen gestellt, welche neben der soft- und hardwareseitigen Umsetzung auf der Maschine im Folgenden beschrieben werden.

4 Mustererkennung

Das Ziel der Mustererkennung ist die Erfassung der Gesamtheit der auftretenden Arbeitszyklen eines Hydraulikbaggers. Für die Erkennung verschiedener Zyklen sind in der Regel unterschiedliche Sensorgrößen für die Bestimmung des jeweiligen Zyklus geeignet. Deshalb ist es notwendig, dass für die spezifischen Tätigkeiten die dafür geeigneten Sensorgrößen ermittelt werden, welche die Tätigkeit hinreichend charakterisieren, was einen hohen Entwicklungs- und vor allem Implementierungsaufwand nach sich zieht. Aus diesem Grund wurde bei der Entwicklung des hier vorgestellten Systems ein Ansatz erarbeitet, welcher es ermöglicht, die immer gleichen Sensorgrößen zur Erkennung zu nutzen. Um die Charakteristik des jeweiligen Zyklus für die Erkennung zu nutzen, wird eine Kombination der Fluss- und Potentialgrößen ($F-v$, $M-n$) der Aktoren Ausleger-, Stiel- und Löffelzylinder sowie des Drehwerks genutzt und diese mithilfe einer Datenvorerarbeitung für jeden Zeitschritt zu einem spezifischen Datenpunkt verrechnet. Damit kann zum einen die Art der Tätigkeit bestimmt werden, aber auch die zeitliche Abge-

schlossenheit dieser. Die exakte Bestimmung von Start- und Endzeiten ist ein wichtiger Aspekt, da ohne diese keine Zyklusbewertung umgesetzt werden kann. Elementare Anforderungen für die Berechnung auf der Maschine ist die Echtzeitfähigkeit und die Robustheit des Erkennungssystems, da dieses direkt auf der Maschine implementiert werden soll.

5 Systembeschreibung Mustererkennung

Die Mustererkennung wird auf der ECU STW 3XM implementiert, welche mit der Software CODESYS programmiert wird. Die Kommunikation mit dem Erkennungssystem erfolgt über CAN-Bus. Abbildung 5.2 zeigt die Architektur des Erkennungssystems. Als Eingaben werden die Gelenkwinkel von Ausleger, Stiel und Löffelschwinge sowie der aktuelle Drehwinkel des Schwenkwerks genutzt, um daraus die Geschwindigkeiten der Aktoren zu berechnen. Die oben beschriebene Vorverarbeitung umfasst im nächsten Schritt die Kombination mit den Zylinderkräften und dem Drehwerksdrehmoment. Daraus berechnet sich ein Datenstrom, welcher für die Erkennung der Arbeitsprozesse mit Hilfe von Hidden Markov Modellen genutzt wird. Für jede Arbeitsaufgabe wird im Vorfeld ein Modell trainiert. Die verschiedenen Modelle berechnen während des Erkennungsprozesses Wahrscheinlichkeiten, welche genutzt werden um die Art des aktuellen Prozesses zu bestimmen. Dafür werden die Wahrscheinlichkeiten verglichen, wobei das Modell mit der höchsten Wahrscheinlichkeit die aktuell ausgeführte Tätigkeit bestimmt. Für die Ermittlung der Start- und Endzeiten werden die spezifischen Eigenschaften der Hidden Markov Modelle genutzt. Diese nutzen Zustandsbeschreibungen, welche den Beobachtungsgrößen, in diesem Fall die Ergebnisse der Datenvorararbeitung aus Fluss- und Potentialgrößen, zugeordnet werden. Den Abschluss eines Musters stellt eine definierte Abfolge von Zuständen dar. Ist diese erfolgt, ist das Muster abgeschlossen und die bestimmte Zykluszeit kann für die nachfolgenden Berechnungsschritte an das Bewertungssystem übermittelt werden.

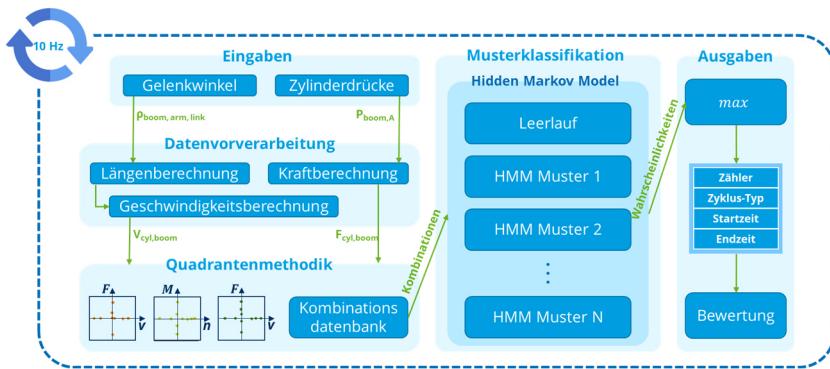


Abbildung 6.1: Softwarearchitektur Erkennungssystem

6 Validierungsphase

Die auf der Beispielmaschine implementierte Mustererkennung und- bewertung wird in einer Langzeitvalidierungsphase im überbetrieblichen Ausbildungszentrum Glauchau des Bau Bildung Sachsen e.V. erprobt. Dort werden definierte Arbeitsaufgaben (bspw. „Ausheben eines Punktfundaments“) mit Maschinenbedienenden verschiedener Ausbildungsstufen absolviert.

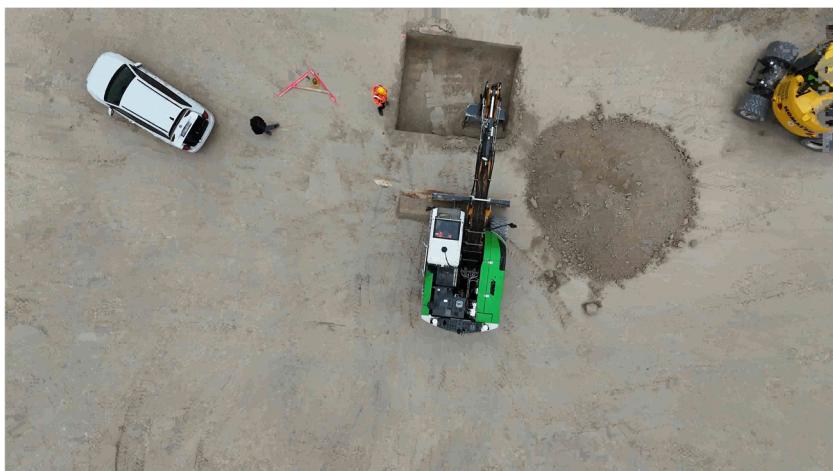


Abbildung 6.1: Systemarchitektur Gesamtsystem

Das eröffnet die Möglichkeit, den Einfluss der Bedienenden auf die Ausführung der Arbeitsaufgabe und die Maschine zu erfassen und das Gesamtsystem umfassend zu validieren. Die Validierungsphase wird genutzt, um das System in einem iterativen Prozess zu testen und bis zum Projektabschluss bezüglich Genauigkeit und Robustheit zu optimieren. In Abbildung 6.4 und Abbildung 6.5 sind die Ergebnisse für das Ausheben eines Punktfundaments mit den Abmessungen 4x4x0,8m für einen Bedienenden dargestellt. Abbildung 6.4 zeigt die Ergebnisse der Mustererkennung. Aufgeführt sind die tatsächlich ausgeführten und die erkannten Arbeitsprozesse. Die erreichten Erkennungsraten variieren zum Zeitpunkt der Veröffentlichung noch stark, da die Erkennungsmodelle noch nicht mit der Datenbasis aus den Feldversuchen trainiert sind. Dennoch sind für die Zyklen „Graben 90°“, „Graben ziehen“ und „Leerlauf“ hohe Erkennungsraten realisierbar. Eine Herausforderung stellen die Zyklen mit ähnlichen Bewegungsabläufen dar, bei welchen es noch zu Fehlzuweisungen kommt. Dieser kann aber durch eine wachsende Datengrundlage für das Modelltraining in der Validierungsphase begegnet werden. Abbildung 6.5 zeigt die Ergebnisse der Bedienerbewer-

tung mit einer Übersicht der Arbeitszeiten, dem Kraftstoffverbrauch bezogen auf die erkannten Arbeitsprozesse, der Bauleistung, der erreichten Produktivität und Effizienz.

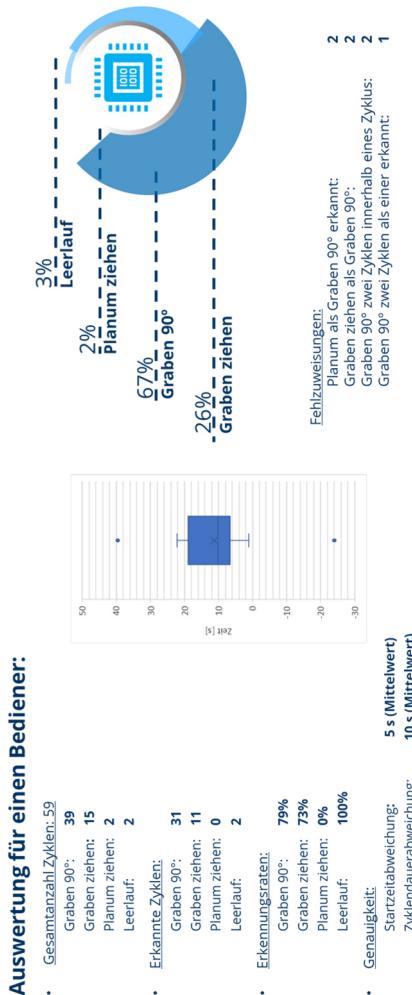


Abbildung 6.2: Berechnungsergebnisse der Mustererkennung

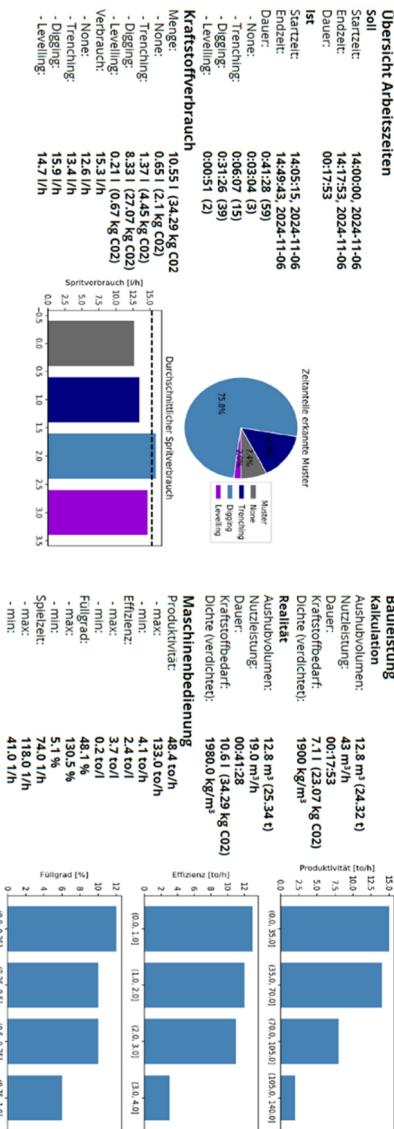


Abbildung 6.3: Berechnungsergebnisse der Bedienerbewertung

7 Förderhinweis

Die präsentierten Forschungsarbeiten erfolgten innerhalb des Projektes „Entwicklung einer automatisierten Musterklassifikation zur interpretierbaren Auswertung von Maschinendaten“ (gefördert durch die Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen „Otto von Guericke“ (AiF) organisiert in der Forschungsvereinigung Baumaschinen und Baustoffanlagen e.V.). Die Autoren danken dem Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) für die Bereitstellung der Mittel.

Literatur

- [1] S. Köhler, M. Starke, F. Will, J. Weber, „Prozessbewertung von Hydraulikbaggern bei Erdbewegungsarbeiten“, 10. Fachtagung Baumaschinentechnik, Dresden, 2024
- [2] C. Weber, R. Sauter, und S. Bergsmann, „Der Wandel der europäischen Bauindustrie– Die erfolgreiche Neuausrichtung in einem dynamischen Umfeld“, Horváth & Partners, 2018. Zugriffen: 24. Mai 2023. [Online]. Verfügbar unter: http://www.ubbo.ch/view/data/4549/Marktanalyse_Bauindustrie_w eb_g.pdf.
- [3] G. Goger., M. Piskernik, H. Urban, „Studie: Potenziale der Digitalisierung im Bauwesen“, Berichte aus Energie- und Umweltforschung 2/2018.
- [4] IEC, „IEC 62264-1: Integration von Unternehmensführungs- und Leitsystemen Teil 1: Modelle und Terminologie“, 2013
- [5] ISO, „ISO 15143-1 - Earth-moving machinery and mobile road construction machinery - Worksite data exchange Part 1: System architecture“, 2010.

- [6] M. Starke, F. Will, „AUTOMATIC PROCESS PATTERN RECOGNITION FOR MOBILE MACHINERY”, 16th Scandinavian International Conference on Fluid Power, May 22-24, 2019, Tampere, Finland
- [7] M. Starke et al., „Frequency based efficiency evaluation - from pattern recognition via backwards simulation to purposeful drive design”, 12th International Fluid Power Conference, March 9-11, 2020, Dresden, Germany

Intelligente mobile Maschinen: Die Bedeutung von KI und elektrischen Antriebssystemen in Bau- und Landwirtschaft

Simon Dünnwald¹, Tobias Klerks¹, Lukas Schäfers¹, Rene Savelberg¹ und Michael Stapelbroek¹

¹ FEV Europe GmbH, Aachen, Deutschland

Kurzfassung

Der Bau- und Landwirtschaftssektor begegnet einer bedeutenden Transformation. Fortschritte in der Anwendung Künstlicher Intelligenz (KI) und der stetig zunehmende Elektrifizierungsgrad mobiler Maschinen unterstützen diesen Wandel. Im vorliegenden Paper werden die gegenwärtigen Anwendungsbereiche von KI und elektrischen Antriebssystemen bei Bau- und Landmaschinen untersucht, deren Technologie-Reifegrade (TRL) bewertet und die Auswirkungen der Technologien auf die Abläufe in kleinen und großen Betrieben analysiert. Wichtige Anwendungen umfassen die Echtzeit-Datenanalyse, autonome und teilautonome Maschinen, intelligentes Energiemanagement und vorausschauende Wartung. Die Integration von KI in elektrifizierte Systeme kann hierbei die Betriebseffizienz, Sicherheit und Nachhaltigkeit in beiden Branchen verbessern. Aufkommende Trends wie Entscheidungsunterstützung für Baumaschinen und proaktive Anpassung der Energieverteilung durch prädiktive Analyse für die Landwirtschaft werden diskutiert, wobei ihr Potenzial zur Optimierung der Betriebsabläufe

und zur Bewältigung der Herausforderungen der modernen Bau- und Landwirtschaft herausgestellt wird.

Schlagworte: Intelligente mobile Maschinen, Künstliche Intelligenz, KI, Elektrische Antriebe, Elektrifizierung, NRMM, Assistenzsysteme, Autonome Systeme, Umfelderkennung, V2X, Betriebseffizienz, Baumaschinen, Landmaschinen

1 Einleitung

Software und software-basierte Dienste nehmen bedingt durch den kontinuierlich wachsenden Bedarf an nachhaltigen, smarten Mobilitätslösungen und der fortschreitenden technologischen Entwicklung einen immer größeren Stellenwert in der Fahrzeugentwicklung ein. Bis 2040 wird der Anteil von Software am Umsatz der Branche auf 40 % bzw. 3,5 Bio. USD weltweit geschätzt [1]. Auch wenn sich die Endanwendungen in der Automobilbranche von denen mobiler Maschinen im Land- und Bauwirtschaft unterscheiden, ähnliche Trends sind auch in den Non-Road-Industrien zu erkennen. Treiber dieser Entwicklung sind die stetig fortschreitende Automatisierung, Vernetzung und Elektrifizierung von Fahrzeugen, deren Entwicklung mit prognostizierten jährlichen Wachstumsraten bis 2030 von 9 % erheblich überproportional zum Wachstum der gesamten Automobilindustrie beitragen werden [2]. Im Automotive-Sektor zielt ein Teil dieser Entwicklungen auf die Vernetzung und das Entertainment des Nutzers selbst ab, dessen Einbindung in die Fahrzeugsteuerung durch die steigende Autonomisierung immer mehr abnimmt. Im Bau- und Landmaschinenbereich liegt der Fokus hingegen in der Autonomisierung einzelner Arbeitsschritte oder ganzer Arbeitsprozesse selbst.

Grundvoraussetzung für die technischen Fortschritte vieler Anwendungen in diesen Bereichen sind wiederum die Errungenschaften in den Forschungsfeldern der Künstlichen Intelligenz (KI). Ob als sogenannte Edge AI (Artificial

Intelligence) – also ein auf lokaler Hardware implementiertes und zur echtzeit-fähigen intelligenten Datenverarbeitung bzw. Prozessausführung fähiges System –, als datengetriebene Digital Twin Simulation oder als prozessbegleitende Unterstützung in der Entwicklungsphase von Anwendungen: KI-Systeme haben Arbeitsprozesse wie Endanwendungen grundlegend verändert. Insbesondere die Erforschung der Convolutional Neural Networks (CNNs) [3] zur automatisierten Bildverarbeitung, die Errungenschaften im Bereich Reinforcement Learning zur Entwicklung autonomer Agenten, die sich an komplexe Umgebungen anpassen können, sowie die Einführung der Transformerarchitektur [4] zur effizienten Verarbeitung natürlicher Sprache sind hier als konkrete Meilensteine hervorzuheben. Hierbei haben die auf der Transformerarchitektur basierenden Sprachmodelle erst begonnen ihr Potential zu entfalten. Während Large Language Models (LLMs) den Entwicklungsprozess selbst durch die Übernahme oder Unterstützung einzelner Entwicklungsschritte effizienter gestalten, können Small Language Models (SLMs) auch „on edge“ eingesetzt und den Autonomiegrad intelligenter Anwendungen weiter erhöhen. Solch intelligente Anwendungen aus dem Bau- und Landmaschinenbereich sollen im Folgenden untersucht werden. Die Fallbeispiele werden hierbei jeweils in die vier typischen Anwendungsfelder der künstlichen Intelligenz „Überwachung“, „Planung“, „Ausführung“ und „Prognose“ (vgl. [5]) unterteilt. Nach der Vorstellung einer subjektiv aufschlussreichen Auswahl von Beispielen werden diese im Anschluss diskutiert und in einem Ausblick eingeordnet.

2 Aktuelle KI-Anwendungen im Landmaschinenbereich

Die Implementierung intelligenter Lösungen im Landwirtschaftssektor bringt verschiedene anwendungsspezifische Herausforderungen mit sich. Das Agieren unter Einfluss verschiedenster Fremdstoffe und Manövrieren unter unebenen, witterungsabhängigen Untergrundbedingungen stellen

einige dieser Herausforderungen dar. Auch die Vermeidung von Umweltschäden und die Gefährdung der Artenvielfalt durch Intensivdüngung, die veränderten Anbaubedingungen im Rahmen des Klimawandels [6] sowie die sinkende Anzahl der Saisonarbeiter bringen Anforderungen an Betriebe mit sich [7] [8] und stellen Treiber für KI-gestützte Innovationen dar. Einige dieser Beispiele anwendungen sollen im Folgenden untersucht werden.

2.1 Überblick der untersuchten Anwendungen im Kontext der betrachteten Cluster

Zunächst soll ein Überblick über die untersuchten Anwendungen im Kontext der betrachteten Anwendungskategorien gegeben werden. Im Cluster „Überwachung“ wird beispielsweise künstliche Intelligenz zur Identifikation von Schädlingen angewandt [9] [10] oder um den akuten Zustand von Unkraut auf einem Feld aufzunehmen [11]. Im Cluster „Planung“ werden Folgeschritte aus der Situationserkennung abgeleitet. So kann die Bekämpfung von Schädlingsbefall unterstützt [12] und Unkraut durch eine an die Identifikation gekoppelte Wachstumsanalyse zielgerichtet bekämpft werden [13] [9]. Im dritten Cluster der „Ausführung“ wird die Planung durch physische Komponenten umgesetzt. Beispielsweise erkennt ein autonomer Roboter verschiedene Unkrautsorten, erfasst den aktuellen Stand und kann zusätzlich Raubtiere von Nutztieren fernhalten [14]. In dem Cluster „Vorhersage“ fallen Beispiele anwendungen, die Vorhersagen von Bodennässe und Wasserverbrauch auf dem Feld anhand der Aufnahme von Regendaten mit Satellitenbildern liefern [15]. Auch Extremwetter wird auf Basis vergangener und aktueller Daten vorhergesagt, sodass eine bessere Planung der Aktivitäten und Schutzmaßnahmen auf dem Feld möglich ist [16]. Landmaschinen werden überwacht, wodurch Wartungsintervalle und der Austausch spezifischer Teile prognostiziert werden können [17]. Zusätzlich ist auch die Vorhersage des Ertrags möglich [18]. Im Rahmen der ausgewählten Fallstudien werden reale Anwendungen betrachtet, die im Fokusfeld der elektrischen Landmaschinen oder in Synergie mit diesen zu finden sind.

2.2 Fallstudie Landmaschine: RoLand – Autonomer Roboter zur Erdbeerernte

Durch die sinkende Anzahl verfügbarer Arbeitskräfte stellen autonome Unterstützungslösungen für die Erntehilfe eine wichtige Anwendung dar. Im Forschungsprojekt RoLand, steht deshalb die Entwicklung eines autonomen Ernteroboters für die Erdbeerernte im Fokus. Ziel ist die Entwicklung einer mobilen Plattform, die das autonome Navigieren auf dem Feld via GPS erlaubt. Die rein elektrische Plattform basiert auf einer 48-V-Plattform mit vier 500 W Radnabenmotoren, während die Arme jeweils durch 300 W High Torque BLDC-Motoren angetrieben werden [19]. Künstliche Intelligenz spielt hier insbesondere in der Bilderkennung eine Rolle, indem der Reifegrad von Erdbeeren automatisch erkannt wird und die Früchte so durch die integrierte Robotik autonom geerntet werden können. Auch die gezielte Bekämpfung von Unkraut und Ungeziefer wird auf diese Weise untersucht [20] [21] [22]. Die Kombination aus Autonomie und Elektrifizierung erlaubt hierbei zusätzliche Freiheitsgrade im Betrieb des Roboters. Der elektrifizierte Antriebsstrang erlaubt beispielsweise eine Lärmemissions-arme nächtliche Ernte, bei der die Temperaturen für die Ernte von Erdbeeren besser geeignet sind [22]. Das Potential zur Reduktion kostenintensiven Personals ist hierdurch zusätzlich gesteigert, da Einsatzzeiten flexibel und unabhängig von Arbeitszeiten gestaltet werden können [23]. Das Forschungsprojekt endet im September 2025 und hat als Ziel ein Technology Readiness Level (TRL) von 5-6 zu erreichen, welches der Demonstration der Technologie entspricht [24] [25]. Ein Prototyp ist bereits verfügbar und ausführliche Tests sind für den Sommer 2025 geplant [19].

2.3 Fallstudie Landmaschine: Monarch – Autonomer elektrischer Traktor

Auch die Probleme der Intensivdüngung können durch KI-Anwendungen reduziert werden. Im Fokus des hier vorgestellten „Monarch“-Traktors steht

die Funktionalität, autonom auf Feldern zu navigieren und dabei durch die Datenaufnahme der vorhandenen Messsysteme die Pflanzengesundheit zu beurteilen. Durch gezieltes Besprühen mit Dünger oder Pestiziden wird das Feld umweltschonend bearbeitet [26]. Der batterieelektrische Antrieb soll hierbei für lokal reduzierte Treibhausgasemissionen und eine verbesserte CO₂-Bilanz sorgen. Die Batterie hat eine Laufzeit von 14 Stunden und ist zudem austauschbar, um einen kontinuierlichen Betrieb des Fahrzeugs garantieren zu können [27]. Der Traktor ist bereits kommerziell erhältlich. Zusätzlich hat Monarch mit CNH-Industrial eine Vereinbarung, um eine skalierbare, modulare Elektrifizierungsplattform für Traktoren mit geringer Leistung zu entwickeln [27]. Das TRL ist entsprechend bei 8-9 einzurunden [28] [25].

2.4 Fallstudie Landmaschine: Vehicle2X – Bidirektionales Laden elektrischer Landmaschinen

Durch steigende Löhne und Unterhaltskosten setzen viele Betriebe auf zusätzliche Einkommensquellen, wie beispielsweise auf die Erzeugung erneuerbarer Energien [29]. Diese können durch Monetarisierungsmöglichkeiten, die sich aus Vehicle2X-Anwendungen (V2X) ergeben, unterstützt werden. V2X beschreibt die bidirektionale Interaktion des HV-Speichers elektrifizierter Fahrzeuge mit externen Anwendungen, wobei die Unterkategorien Vehicle2Grid (V2G), also die Anbindung des Fahrzeugspeichers an das öffentliche Stromnetz, Vehicle2Home (V2H) oder Vehicle2Building (V2B) und Vehicle2Load (V2L) zu unterscheiden sind (Abbildung 2). Während V2L lediglich den Betrieb externer Lasten am Bordnetz der Landmaschinen (elektrischer Power Take-Off) umfasst, können V2H und V2B aktiv zur Kostenoptimierung genutzt werden. Der HV-Speicher wird dann an das lokale Stromnetz des Betriebs angeschlossen und kann somit als Energiespeicher innerhalb des Netzes dienen. In Verbindung mit Erneuerbarer Energiequellen können Produktionsspitzen im Speicher zwischengepuffert und erst bei Bedarf genutzt werden. Die Netzeinspeisemenge kann so

zugunsten einer erhöhten Eigenverbrauchsquote reduziert und die Energiekosten gesenkt werden. Bei größeren Betrieben mit entsprechender Tarifstruktur kann zudem eine Lastspitzenkappung durch Einbindung eines Speichers Netznutzungsentgelte sparen. Bei V2G sind Energiespeicher nicht nur mit dem Heimnetz, sondern auch mit dem öffentlichen Netz verbunden und können unter Umständen aktiv am Energiemarkt teilnehmen. In Zeiten geringer Strompreise kann die Batterie kostengünstig geladen und in Zeiten höherer Preise der Strom wieder verkauft werden. Auch durch netzstabilisierende Maßnahmen können zusätzliche Einnahmen generiert werden [30] [31] [32]. Hohe Investitionskosten von Speichern – auch beispielsweise von Tauschbatterien elektrischer Maschinen – können so abgemildert und eine Reduktion der Ladekosten um bis zu 72% erzielt werden [33].

KI spielt in diesem Kontext insbesondere in der Vorhersage von Bedarf und Erzeugung eine Rolle. So können beispielsweise Sonnenstunden und die Produktion der Erneuerbaren Energiequellen vorhergesagt werden. Ebenso kann das Nutzungsverhalten der Landmaschinen und anderer Verbraucher prädiziert und in die Entladungsplanung der Batterie mit einbezogen werden [34] [35] [30] [31] [32].

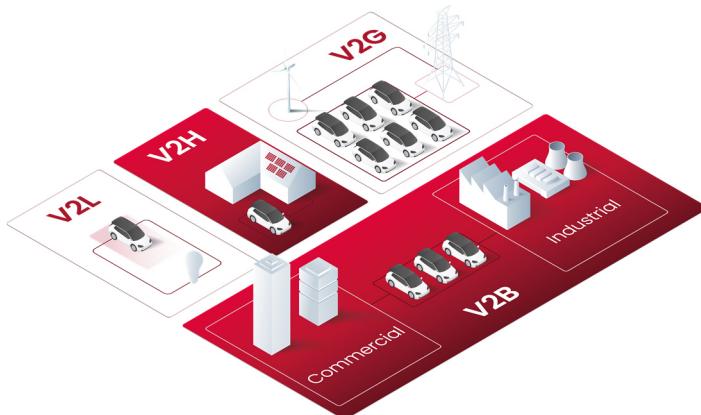


Abbildung 2.1: Übersicht über verschiedene V2X Bereiche

Auf der anderen Seite können das kontinuierliche Laden und Entladen von Batteriespeichern Einfluss auf das Alterungsverhalten der Batterie haben und müssen im Wirtschaftlichkeitsmodell berücksichtigt werden. Für die Koordination von V2G und V2H sind zudem zusätzliche Technik wie Smart Metering und Steuerungsalgorithmen notwendig, die das Management des Energiesystems übernehmen können. Diese ist zum aktuellen Zeitpunkt nur zum Teil verfügbar. Während im Bereich V2H bereits bidirektionale Wallboxes kommerziell verfügbar und bei einem TRL von 8-9 eine breite Etablierung in den kommenden Jahren zu erwarten ist, sind im Bereich V2G bislang vornehmlich einzelne Demonstratoren vorhanden. Durch fehlende Regulatorkritik sowie Gewährleistung der Batteriehersteller wird hier eine breite Etablierung vorerst auf sich warten lassen [31]. Das TRL ist im Bereich 4-5 zu sehen [31] [25].

3 Aktuelle Anwendungen von KI in Baumaschinen

Wie in der Landwirtschaft hat auch die Baumaschinenbranche in den letzten Jahren von den Fortschritten im Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI) profitiert. Besonders auf Baustellen, die durch komplexe und dynamische Arbeitsumgebungen geprägt sind, bieten KI-Technologien Lösungen zur Optimierung der Effizienz, Verbesserung der Sicherheit und Reduktion der Betriebskosten. KI wird zunehmend in Bereichen wie der Überwachung, Maschinensteuerung und vorausschauenden Wartung eingesetzt. [36] [37]

3.1 Überblick der untersuchten Anwendungen im Kontext der betrachteten Cluster

Analog zu den Landmaschinen werden die vier typischen Anwendungsfelder der künstlichen Intelligenz betrachtet: „Überwachung“,

„Planung“, „Ausführung“ und „Prognose“. Im Cluster der „Überwachung“ spielt KI eine entscheidende Rolle bei der Sammlung und Analyse von Echtzeitdaten. Baumaschinen können kontinuierlich überwacht werden, um etwaige Anomalien oder Verschleißerscheinungen frühzeitig zu erkennen. Dies trägt zur Vermeidung unerwarteter Ausfälle bei und ermöglicht eine präventive Wartung, die die Lebensdauer der Maschinen verlängert. [38] Ein weiteres Beispiel ist die Integration von Videoüberwachung und KI zur Analyse der Maschinenleistung und Baustellenaktivitäten. Diese Systeme erkennen unvorhergesehene Ereignisse und ermöglichen es, die Sicherheit auf der Baustelle in Echtzeit zu erhöhen. [36] [37] [39] Im Cluster „Planung“ ermöglicht KI die Analyse von Baustellenabläufen, um Ressourcen wie Maschinen und Arbeitskräfte effizienter einzusetzen. KI-gestützte Algorithmen helfen dabei, die besten Strategien und Zeitpläne für Bauvorhaben, basierend auf historischen und Echtzeitdaten zu berechnen. [37] [40] Dies führt zu einer verbesserten Planung der Baustellenprozesse, was wiederum zu einer Reduzierung der Gesamtkosten und einer Verkürzung der Bauzeit führt. [37] [36] Zudem können mit KI optimierte Zeitpläne für Wartungsarbeiten und Maschinenbewegungen erstellt werden, die eine hohe Betriebsbereitschaft der Maschinen garantieren. [38] Im Cluster „Ausführung“ übernimmt KI eine aktiver Rolle, indem sie die Maschinensteuerung übernimmt [41]. Autonome Baumaschinen nutzen KI-Algorithmen, um komplexe Aufgaben sicher und effizient auszuführen, ohne dass ein menschlicher Bediener eingreifen muss. Dabei wird die Umgebung in Echtzeit erfasst, um dynamisch auf Veränderungen zu reagieren und die Bewegungen der Maschinen zu optimieren. Das Risiko menschlicher Fehler wird verringert und damit die Effizienz und Sicherheit gesteigert. [42] [43] Im Cluster „Prognose“ kommt KI zum Einsatz, um zukünftige Ereignisse vorherzusagen, die den Baufort-

schritt beeinflussen könnten. Dies umfasst die vorausschauende Wartung von Baumaschinen. [38] Dabei können beispielsweise Digital Twins durch Nutzung großer Datenmengen und deren Integration in prädiktive Modelle unterstützen [44]. Wie im Landmaschinenbereich wird KI auch zur Vorhersage von extremen Wetterereignissen eingesetzt, die den Baufortschritt beeinflussen könnten, sodass frühzeitig Schutzmaßnahmen ergriffen werden können [40]. Im Folgenden werden ausgewählte Fallstudien zum Einsatz von KI in Baumaschinen aus der realen Anwendung vorgestellt. Im Fokus stehen Anwendungen die KI synergetisch mit dem Einsatz elektrischer Antriebssysteme kombinieren. Aus den definierten Kriterien resultiert ein Schwerpunkt auf den Clustern Überwachung und Ausführung.

3.2 Fallbeispiel Baumaschine: Teleo – Überwachte Autonomie für Baumaschinen

Teleo ist ein Start-up, das bestehende schwere Maschinen mit KI-gestützter Technologie nachrüstet, um diese in überwachte autonome Systeme umzuwandeln. Das System ermöglicht es, dass ein Operator mehrere Maschinen gleichzeitig steuern und überwachen kann. [45] [46] Dies entspricht Automatisierungsstufe 3. Es handelt sich um ein System für überwachte Autonomie, bei dem Maschinen teilweise autonom arbeiten können, aber ein menschlicher Bediener die Kontrolle behalten und bei Bedarf eingreifen muss. [47] Das Hauptziel von Teleo ist es, die Effizienz und Sicherheit bei der Bedienung schwerer Maschinen zu erhöhen. Die Technologie nutzt ein robustes Mesh-Netzwerk, das eine unterbrechungsfreie Verbindung zwischen den Maschinen und dem Kommandozentrum sicherstellt. Der Operator kann in Echtzeit auf Video- und Betriebsdaten zugreifen, um fundierte Entscheidungen treffen zu können. Typische Anwendungsbereiche sind der Bergbau, der Materialtransport sowie großflächige Bauprojekte. [45] Der Hauptvorteil der Anwendung liegt in der erhöhten Produktivität. [46] Durch

die Steuerung von einem externen Kontrollraum wird zudem das Risiko von Arbeitsunfällen verringert und die Retrofitfähigkeit reduziert die Kosten für die Anschaffung neuer Maschinen. [45] Trotz der vielversprechenden Vorteile gibt es Herausforderungen: Bei der Integration bestehender Maschinen kann die Nachrüstung je nach Maschinenmodell und -alter technisch komplex sein. Der Betrieb ist stark von der Technologie abhängig, was bei Systemausfällen oder technischen Problemen zu Unterbrechungen führen kann. Obwohl kosteneffizient, bleibt die Einführung zudem für kleinere Betriebe eine finanzielle Hürde. Die Einführung autonomer Systeme kann zu Veränderungen in der Belegschaft führen, einschließlich der Notwendigkeit, Mitarbeiter umzuschulen oder in anderen Bereichen einzusetzen. Teleo hat bereits erfolgreich Investitionen in Millionenhöhe erhalten, um die Skalierung und Weiterentwicklung der Technologie zu fördern. [48] Die Lösung befindet sich im Einsatz und hat ein TRL von 7 erreicht, was einer Systemdemonstration in einer operativen Umgebung entspricht. [45] [25]

3.3 Fallbeispiel Baumaschine: Cat® MineStar™ Command for Hauling – Autonomie für Baumaschinen

Cat® MineStar™ Command for Hauling ist eine autonome Technologie, die von Caterpillar entwickelt wurde, um den Materialtransport in Bergwerken zu optimieren. Diese Lösung kombiniert KI, Sensorik und Autonomisierung, um elektrische und dieselbetriebene Maschinen sicher und effizient zu steuern. [43] Das System erreicht Automatisierungsstufe 4 [47]. Die Maschinen können in den meisten Situationen selbstständig arbeiten, ohne dass ein menschlicher Fahrer eingreifen muss und autonom zu Lade- und Entladepunkten navigieren, Hindernissen ausweichen und sich an Verkehrsregeln halten. [43] [49] [47] Auch in diesem Beispiel ist der Betrieb von elektrischen Maschinen ohne menschliche Fahrer ein Vorteil bezüglich Sicherheit und Arbeitskosten [49]. KI unterstützt die Optimierung des Energieverbrauchs und reduziert den Verschleiß der elektrischen Antriebe durch adaptive Lastverteilung. Die Plattform ist skalierbar und anpassbar für verschiedene

Bergbaubedingungen, einschließlich anspruchsvoller Umgebungen wie Minen mit extremen Temperaturen. [50] Reduzierter Energie Verbrauch und reduzierte Emissionen durch optimierte Betriebsabläufe tragen zur Nachhaltigkeit und zum Umweltschutz bei [50]. Auf der anderen Seite können mit der Implementierung autonomer Systeme erhebliche Kosten entstehen. Dazu gehören die Initialanschaffung der Technologie und die Schulung des Personals. Der Betrieb ist stark von der neuen Technologie abhängig, was bei Systemausfällen oder technischen Problemen zu Unterbrechungen führen kann. Autonome Systeme erfordern regelmäßige Wartung und Software-Updates, um optimal zu funktionieren, was zusätzliche Ressourcen und Zeit in Anspruch nehmen kann. Autonome Cat®-Muldenkipper haben bisher über 8,6 Milliarden Tonnen Material, ohne schweren Unfall, transportiert. Diese Sicherheitsbilanz zeigt das Potenzial von KI, gefährliche Arbeitsumgebungen zu entschärfen. [50] Das Command for Hauling System hat ein TRL von 9. Es wurde vollständig entwickelt und in realen Betriebsumgebungen erfolgreich eingesetzt. [43] [50] [25]

3.4 Fallbeispiel Baumaschine: Concept-X – Kooperative Autonomie für Baumaschinen

Concept-X ist ein Projekt von Hyundai Construction Equipment und Hyundai Doosan Infracore, um ganze Baustellen (Automatisierungslevel 4) vollständig autonom zu betreiben [51] [47]. Drohnen werden genutzt, um das Gelände zu vermessen und hochpräzise 3D-Daten zu erstellen, die dann in einer Cloud-basierten Plattform KI gestützt analysiert und für den Bauprozess aufbereitet werden. [51] Die Maschinenflotte, bestehend aus voll elektrisch angetriebenen Baggern und Radladern, agiert auf Basis dieser Daten autonom und kommuniziert in Echtzeit, um Arbeitsabläufe zu optimieren [42]. Das zentrale Kontrollsystem ermöglicht es remote, alle Maschinen und Prozesse zu überwachen und bei Bedarf einzugreifen [51]. „Prognostics and Health Management“ (PHM) ermöglichen den Maschinen ihren Zustand zu diagnostizieren und vorrausschauend vor möglichen Ausfällen zu warnen.

[52] Concept-X baut auf den Vorteilen der vorangegangenen Fallbeispiele auf [51]. Mit der Erweiterung um hochpräzise 3D-Daten, der Ausweitung der Kommunikation der Maschinen untereinander und vorausschauender Wartung ist eine weitere Erhöhung von Effizienz, Sicherheit und Kosteneinsparung zu erwarten. Insbesondere wird hier durch die Kombination KI basierter Autonomie mit elektrischen Antrieben die Präzision und Konsistenz der Ausführung verbessert. [42] [52] Die in den vorangegangenen Beispielen diskutierten Herausforderungen verstärken sich ebenfalls mit dem erhöhten Technologisierungsgrad. Das Concept-X-Projekt befindet sich auf den TRL-Stufen 5 bis 7, abhängig von den untersuchten Technologien [25]. Während 3D-Drohnenvermessung und KI-gestützte Planungswerkzeuge bereits in relevanten, aber kontrollierten Umfeldern getestet wurden (TRL 5), konnten autonome Maschinensteuerung und Teleoperation in modularen Pilotprojekten demonstriert werden (TRL 6-7). [51] [52] [53] Bis 2030 soll Concept-X die vollständige Autonomie auf Baustellen erreichen, wodurch auch komplexe Aufgaben ohne menschliches Eingreifen ausgeführt werden können. Die ersten Technologien werden bis 2025 kommerzialisiert, wobei die schrittweise Einführung einzelner Funktionen geplant ist. [51] [54]

4 Diskussion

Die Land- und Baumaschinenbranche profitiert zunehmend von der Integration KI-basierter Technologien, die in dynamischen und komplexen Arbeitsumgebungen für erhebliche Effizienz- und Sicherheitsgewinne sorgen. In Kombination mit elektrischen Antrieben führen die Synergien zu weiteren Verbesserungen in Nachhaltigkeit, Produktivität und Kostenreduktion. Elektrische Antriebe bieten erweiterte Steuerungsmöglichkeiten, die durch KI optimiert werden können [55]. KI analysiert in Echtzeit den Energiebedarf einzelner Maschinenkomponenten und passt diesen dynamisch an, wodurch Effizienzverluste minimiert und die Batterielebensdauer verlängert werden [56]. Projekte wie Cat® MineStar™ Command for Hauling kombinieren diese

Vorteile erfolgreich. Die Autonom, elektrisch angetriebenen Fahrzeuge arbeiten bis zu 30 % effizienter als herkömmliche Maschinen und reduzieren dabei Emissionen sowie Betriebskosten erheblich [43]. Das Projekt Concept-X verdeutlicht die Vorteile dieser Synergien auf komplexen Baustellen. Voll elektrisch angetriebene, autonome Maschinen koordinieren sich selbstständig, um Materialflüsse zu optimieren und den Energieverbrauch zu senken. Die Elektrifizierung reduziert den Wartungsaufwand und bietet erweiterte Steuerungsmöglichkeiten zur Effizienzoptimierung, während KI kontinuierlich Arbeitsprozesse analysiert und verbessert. Dadurch wird die Produktivität gesteigert, kritische Gefahrenbereiche können autonom gemanagt und die Arbeitssicherheit erhöht werden. [51] Während KI eine präzisere Steuerung und Echtzeit-Entscheidungen ermöglicht, sorgt die Elektrifizierung für eine weiteres Potential zur Reduktion von Emissionen und Betriebskosten. Die Arbeitsumgebung der Zukunft wird durch maximale Effizienz, Sicherheit und Nachhaltigkeit geprägt sein. Dafür setzt die fortlaufende Optimierung der Technologien neue Maßstäbe für die Branchen, wobei der Mensch weiterhin eine entscheidende Rolle als Überwachungsinstanz und Problemlöser behalten wird. Insbesondere bleiben unvorhersehbare Ereignisse für autonome Systeme eine Herausforderung.

5 Zusammenfassung & Ausblick

In den Bereichen Land- und Bauwirtschaft hat Künstliche Intelligenz (KI) wichtige Fortschritte angetrieben und die Nützlichkeit in der realen Anwendung bewiesen. Weitere Anwendungsfelder in tieferen Synergien mit elektrischen Antrieben sind in der Entwicklung, bieten jedoch großes Potenzial für die Zukunft. In der Landwirtschaft haben KI-basierte Systeme in den letzten Jahren Einzug gehalten, obwohl die Herausforderungen im Arbeitsumfeld dieser Branche erheblich sind. Die erzielten Vorteile durch den Einsatz von KI und autonomer elektrischer Maschinen zeigen, dass diese Technologie in Zukunft weiter Einzug halten wird. Die Lösung aktueller

Probleme, wie etwa der Arbeitskräftemangel in der Landwirtschaft und die Reduktion von Umweltbelastungen durch präzise Düngung, kann durch den verstärkten Einsatz von KI erheblich verbessert werden. Auch in der Baubranche ist der Einsatz von KI-Technologien auf dem Vormarsch, mit Anwendungen in Bereichen wie Maschinensteuerung, Automatisierung, Sicherheitsüberwachung und vorausschauender Wartung. Baustellen stellen aufgrund ihrer dynamischen und komplexen Natur eine besondere Herausforderung dar. Dennoch ermöglicht KI bereits heute eine signifikante Verbesserung der Effizienz und Sicherheit. In der Zukunft wird erwartet, dass autonome Maschinen auch in komplexen Bereichen weiter an Bedeutung gewinnen werden. Die fortschreitende Kombination von KI und elektrischen Antrieben in beiden Bereichen zeigt vielversprechende Synergien. Sowohl in der Landwirtschaft als auch in der Baubranche können KI-gesteuerte elektrische Systeme die Energieverteilung in Maschinen und Infrastruktur optimieren, die Effizienz steigern und die CO2-Emissionen deutlich reduzieren. Die zunehmende Integration von KI in dem gesamten Lebenszyklus der Maschinen, von der Planung bis zur Wartung, wird zu einer deutlichen Kostenreduktion und zu mehr Nachhaltigkeit führen. Diese Entwicklungen bieten das Potenzial, bestehende Herausforderungen in beiden Branchen zu lindern, und durch die Kombination der verfügbaren Technologien die Effizienz und Sicherheit langfristig zu verbessern. Insgesamt ist zu erwarten, dass KI weiterhin eine zentrale Rolle bei der Transformation von Land- und Baumaschinen spielen wird. Trotz der vielen Fortschritte bleibt der Mensch als Überwachungsinstanz eine notwendige Komponente, insbesondere im Hinblick auf Entscheidungen bei unvorhersehbaren Ereignissen. Die kontinuierliche Verbesserung und Anpassung der KI-Systeme wird den menschlichen Überwachungsgrad jedoch fortlaufend reduzieren.

Literatur

- [1] C. Horn, Moving into the software-defined vehicle fast lane | Accenture: Why transformed products and services hold the key to OEMs' new digital profit pools., Accenture, 2022.
- [2] O. Burkacky, J. Deichmann und J. P. Stein, Automotive software and electronics 2030: Mapping the sector's future landscape, McKinsey & Company, 2019.
- [3] A. Krizhevsky, I. Sutskever und G. E. Hinton, „ImageNet classification with deep convolutional neural networks,“ in Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1, Lake Tahoe, Nevada, 2012.
- [4] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser und I. Polosukhin, „Attention Is All You Need,“ Neural Information Processing Systems, 2017.
- [5] B. G. Humm, P. Buxmann und J. C. Schmidt, „Grundlagen und Anwendungen von KI,“ in Künstliche Intelligenz in der Forschung, Berlin, Springer, 2022, pp. 13-42.
- [6] „umweltbundesamt.de,“ Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV), 2 Juli 2024. [Online]. Available: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/landforstwirtschaft/landwirtschaft#umweltwirkungen>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].
- [7] „agrarheute.com/management,“ Deutscher Landwirtschaftsverlag GmbH, 28 März 2024. [Online]. Available: <https://www.agrarheute.com/management/betriebsfuehrung/weniger-saisonarbeit-mehr-festangestellte-landwirtschaft-618478>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].

- [8] „deutschlandfunk.de,“ 10 Juli 2024. [Online]. Available: <https://www.deutschlandfunk.de/saisonarbeit-erntehelfer-mindestlohn-100.html>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].
- [9] „bmel.de/KIdetect,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KIdetect.htm>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [10] „bmel.de/AI2,“ Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/AI2.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [11] „bmel.de/weed-AI-seek,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/weed-AI-seek.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [12] „digitale-technologien.de/ki-projekt_NaLamKI,“ Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz, 2021 Januar 1. [Online]. Available: https://www.digitale-technologien.de/DT/Redaktion/DE/Standardartikel/KuenstlicheIntelligenzProjekte/KuenstlicheIntelligenz_Alle_Projekte/ki-projekt_NaLamKI.html. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [13] „bmel.de/WeedAI,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/WeedAI.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [14] „bmel.de/KRIBL,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KRIBL.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].

- [15] C. Corbari, R. Salerno, A. Ceppi, V. Telesca und M. Mancini, „Smart irrigation forecast using satellite LANDSAT data and meteo-hydrological modeling,“ *Agricultural Water Management*, Bd. 212, pp. 283-294, 2019.
- [16] „[bmel.de/DynAWI](https://www.bmel.de/DynAWI),“ Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/DynAWI.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [17] „[deere.de](https://www.deere.de/de/smart-farming/die-grundlagen/jdlink/),“ John Deere Walldorf GmbH & Co. KG, [Online]. Available: <https://www.deere.de/de/smart-farming/die-grundlagen/jdlink/>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [18] „[bmel.de/KI-iREPro](https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KI-iREPro.html),“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KI-iREPro.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [19] H. Peters, Interviewee, Dipl.-Ing.. [Interview]. 12 Dezember 2024.
- [20] „[bmel.de/RoLand](https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/RoLand.html),“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/RoLand.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [21] „[robotik.dfki-bremen.de](https://robotik.dfki-bremen.de/de/forschung/projekte/roland),“ Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH, 11 September 2024. [Online]. Available: <https://robotik.dfki-bremen.de/de/forschung/projekte/roland>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [22] „[topagrar.com/acker](https://www.topagrar.com/acker),“ Landwirtschaftsverlag GmbH, 16 Mai 2024. [Online]. Available: <https://www.topagrar.com/acker/news/autonomer-erdbeer-pflueckroboter-roland-soll-erntehelper-unterstuetzen-20003159.html>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].

- [23] „agrarheute.com/pflanze,“ Deutscher Landwirtschaftsverlag GmbH, 3 August 2024. [Online]. Available: <https://www.agrarheute.com/pflanze/laerm-waehrend-erntezeit-welche-regeln-gelten-624372>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [24] „ble.de: RoLand,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 4 April 2024. [Online]. Available: https://www.ble.de/SharedDocs/Downloads/DE/Projektfoerderung/Kuenstliche_Intelligenz/KI_Steckbriefe/RoLand.pdf?__blob=publicatonFile&v=2. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [25] W. M. Kimmel und et.al., „Technology Readiness Assessment Best Practices Guide Special Publication (SP) 20205003605,“ NASA, 2020.
- [26] „enertic.org,“ 10 November 2021. [Online]. Available: <https://enertic.org/autonomous-electric-tractor-brings-artificial-intelligence-to-the-field/>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [27] „agrarheute.com/technik/traktoren,“ Deutscher Landwirtschaftsverlag GmbH, 17 Januar 2023. [Online]. Available: <https://www.agrarheute.com/technik/traktoren/elektrischer-wunder-traktor-nutzt-ki-problemloeser-fuer-landwirte-602412>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [28] „monarchtractor.com,“ 1 Dezember 2022. [Online]. Available: <https://www.monarchtractor.com/news/mk-v-first-commercially-available-electric-driver-optional-smart-tractor>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [29] „tagesschau.de/wirtschaft,“ Norddeutscher Rundfunk, 3 Mai 2024. [Online]. Available: <https://www.tagesschau.de/wirtschaft/landwirtschaft-arbeitskraefte-100.html>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].

- [30] „ffe.de,“ Forschungsstelle für Energiewirtschaft e. V, 18 Oktober 2024. [Online]. Available: <https://www.ffe.de/veroeffentlichungen/variable-netzentgelte-als-option-fuer-steuerbare-verbrauchseinrichtungen-nach-%C2%A714a/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [31] Expert Group Transformation of the Automotive Industry (ETA), „Standardisation Roadmap on Bidirectional Charging,“ Federal Ministry of Economic Affairs and Climate Action (BMWK), Berlin, 2024.
- [32] „e-mobileo.de,“ [Online]. Available: <https://www.e-mobileo.de/bidirektionale-wallbox-ladestation/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [33] L. Mödder, J. Maiterth, R. Savelsberg und J. Andert, „Cost Optimization of a Vehicle Fleet Using V2G,“ Antriebe und Energiesysteme von morgen 2022 (ATZLive 2022), pp. 121-136, 2023.
- [34] „ki-wetter.de,“ [Online]. Available: <https://ki-wetter.de/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [35] „digitalzentrum-hannover.de,“ Leibniz Universität Hannover, [Online]. Available: <https://digitalzentrum-hannover.de/praxisbeispiele/ki-prognose-von-stromverbrauch-und-erzeugung/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [36] M. Kuttimarks, K. Sarosh, R. Swamy, Y. Patil und M. Aklilu, „Artificial Intelligence in Construction Industry,“ International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), Bd. VIII, Nr. 12, 2024.
- [37] S. Li und A. Zhu, „Recent Advancements with Human Behavior Recognition and AI in Construction Automation: A Literature Review,“ International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM), pp. 759-764, 2024.

- [38] P. Rohith, P. A. Prabakaran, A. Bharath und U. Vaardini, „Predictive Maintenance for Construction Equipment using Artificial Intelligence and Machine Learning,“ *International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology*, Bd. 3, Nr. 3, 2023.
- [39] A. G. N. Garyaev, „Machine Learning for the Control and Monitoring of Electric Machine Drives: Advances and Trends,“ *E3S Web of Conf*, Bd. 410, 2023.
- [40] A. Fischer, A. Beiderwellen Bedrikow, I. Tommelein, K. Nübel und J. Fottner, „From Activity Recognition to Simulation: The Impact of Granularity on Production Models in Heavy Civil Engineering,“ *Algorithms*, Bd. 16, Nr. 4, 2022.
- [41] J. Wu, H. Ren, T. Lin, Y. Yao, Z. Fang und C. Liu, „Autonomous Path Finding and Obstacle Avoidance Method for Unmanned Construction Machinery,“ *Electronics*, Bd. 12, Nr. 9, 2023.
- [42] „ivtinternational.com/news/autonomous-vehicles/concept-x,“ 2 Mai 2024. [Online]. Available: <https://www.ivtinternational.com/news/autonomous-vehicles/develops-premieres-autonomous-concept-x-2-0-in-europe.html>. [Zugriff am 10 Dezember 2024].
- [43] „[cat.com/products](http://www.cat.com/en_US/products/new/technology/command/command/1000029430.html),“ [Online]. Available: https://www.cat.com/en_US/products/new/technology/command/command/1000029430.html. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [44] D.-G. Opoku, S. Perera, R. Osei-Kyei, M. Rashidi, T. Famakinwa und K. Bamdad, „Drivers for Digital Twin Adoption in the Construction Industry: A Systematic Literature Review,“ *Buildings*, Bd. 12, Nr. 2, 2022.
- [45] „teleo.ai/technology,“ 2024. [Online]. Available: www.teleo.ai/technology/. [Zugriff am 6 Dezember 2024].

- [46] „prnewswire.com,“ 21 November 2024. [Online]. Available: <https://www.prnewswire.com/news-releases/teleo-raises-16-2-million-in-series-a-extension-funds-led-by-uppartners-302313414.html>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].
- [47] „kba.de,“ Kraftfahrt-Bundesamt, [Online]. Available: https://www.kba.de/DE/Themen/Marktueberwachung/Produktpruefungen/AutomatisiertesAutonomesFahren/Automatisierungsstufen/Automatisierungsstufen_node.html. [Zugriff am 6 Dezember 2024].
- [48] „therobotreport.com,“ 22 November 2024. [Online]. Available: <https://www.therobotreport.com/teleo-raises-16-2-million-to-scale-supervised-autonomy-for-heavy-equipment/>.
- [49] „cat.com/by-industry,“ [Online]. Available: https://www.cat.com/en_US/by-industry/mining/surface-mining/surface-technology/command/command-hauling.html#multimedia-gmcf6joWYHHewsZ-poster. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [50] „cat.com/news,“ [Online]. Available: https://www.cat.com/en_US/news/machine-press-releases/cat-minestar-command-for-hauling-manages-the-autonomous-ecosystem.html. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [51] „develon-ce.com,“ [Online]. Available: <https://eu.develon-ce.com/de/innovation-concept-x>. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [52] „ivtinternational.com/news/autonomous-vehicles/concept-x-2-0,“ 2 Mai 2024. [Online]. Available: <https://www.ivtinternational.com/news/autonomous-vehicles/develon-premieres-autonomous-concept-x-2-0-in-europe.html>. [Zugriff am 10 Dezember 2024].
- [53] „develon-ce.com/concept-x2,“ [Online]. Available: <https://eu.develon-ce.com/en/concept-x2>. [Zugriff am 10 Dezember 2024].

- [54] „constructionequipmentguide.com,“ 21 Dezember 2021. [Online]. Available: <https://www.constructionequipmentguide.com/hyundai-construction-equipment-hyundai-doosan-infracore-to-present-smart-construction-at-ces-2022/54786>. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [55] S. Zhang, O. Wallscheid und M. Porrmann, „Machine Learning for the Control and Monitoring of Electric Machine Drives: Advances and Trends,“ *IEEE Open Journal of Industry Applications*, Bd. 4, pp. 188-214, 2023.
- [56] P. Arévalo, D. Ochoa-Correa und E. Villa-Ávila, „A Systematic Review on the Integration of Artificial Intelligence into Energy Management Systems for Electric Vehicles: Recent Advances and Future Perspectives,“ *World Electr. Veh. J.*, Bd. 15, Nr. 8, 2024.
- [57] „robotic.othmerding.com,“ Othmerding Maschinenbau GmbH & Co. KG, [Online]. Available: <https://robotic.othmerding.com/>. [Zugriff am 3 Dezember 2024].
- [58] „adac.de,“ Allgemeiner Deutscher Automobil-Club e.V. (ADAC), 25 Oktober 2022. [Online]. Available: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/elektromobilitaet/laden/elektroauto-batterie/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [59] „dtnpf.com,“ 25 Oktober 2024. [Online]. Available: <https://www.dtnpf.com/agriculture/web/ag/equipment/article/2024/10/25/agcos-crawford-talks-making-tech>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [60] „agritechnica.com,“ DLG Service GmbH, [Online]. Available: <https://www.agritechnica.com/en/news/autonomous-systems>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].
- [61] „enjoyelec.net,“ [Online]. Available: <https://www.enjoyelec.net/de/v2g/>. [Zugriff am 4 Dezember 2024].

- [62] M. A. Hamed, M. F. El-Habib, R. Z. Sababa und et.al., „Artificial Intelligence in Agriculture: Enhancing Productivity and Sustainability,“ International Journal of Engineering and Information Systems (IJE AIS), Nr. 8, pp. 1-8, 2024.
- [63] Z. Li, Y. Lin, Q. Chen, K. Wu, T. Lin, H. Ren und W. Gong, „Control Strategy of Speed Segmented Variable Constant Power Powertrain of Electric Construction Machinery,“ Applied Sciences, Bd. 12, Nr. 19, 2022.
- [64] J. Kim, I. Wang und J. Yu, „Experimental Study on Using Synthetic Images as a Portion of Training Dataset for Object Recognition in Construction Site,“ Buildings, Bd. 14, Nr. 5, 2024.
- [65] P. Ghimire, K. Kim und M. Acharya, „Opportunities and Challenges of Generative AI in Construction Industry: Focusing on Adoption of Text-Based Models,“ Buildings, Bd. 14, Nr. 1, 2024.
- [66] „therobotreport.com/tag/built-robotics/“ [Online]. Available: <https://www.therobotreport.com/tag/built-robotics/>. [Zugriff am 6 Dezember 2024].
- [67] „hyundaimalaysia.com,“ [Online]. Available: <https://www.hyundaimalaysia.com.my/hce-participated-in-ces-2022/>. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [68] „oemoffhighway.com,“ 17 December 2021. [Online]. Available: <https://www.oemoffhighway.com/electronics/smart-systems/press-release/21952924/hyundai-construction-equipment-co-ltd-hyundai-construction-equipment-and-hyundai-doosan-infracore-presenting-smart-construction-at-ces-2022>. [Zugriff am 7 Dezember 2024].
- [69] S. Zhang, O. Wallscheid und M. Porrmann, „Machine Learning for the Control and Monitoring of Electric Machine Drives: Advances and Trends,“ IEEE Open Journal of Industry Applications, Bd. 4, pp. 188-214, 2023.

- [70] „bmel.de/EVOLECTION,“ Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/EVOLECTION.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [71] „bmel.de/HEB-KI,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/HEB-KI.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [72] „bmel.de/KIBREED,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KIBREED.html>. [Zugriff am 2 Januar 2022].
- [73] „bmel.de/KIRa,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KIRa.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [74] „bmel.de/KI-Zucht,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/KI-Zucht.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].
- [75] „bmel.de/mAlnZaun,“ Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE), 21 Januar 2022. [Online]. Available: <https://www.bmel.de/SharedDocs/Praxisbericht/DE/kuenstliche-intelligenz/mAlnZaun.html>. [Zugriff am 2 Dezember 2024].

Maschinenfernsteuerung als ergonomische und zukunftsweisende Logistikzentrale

Florian Falbesoner¹

¹ Liebherr Werk Telfs GmbH, Österreich

Kurzfassung

Ferngesteuerte Maschinen werden seit vielen Jahren immer dann eingesetzt, wenn die Maschine in einem gefährlichen Einsatzbereich arbeiten muss oder die Anwendung der Maschine eine Steuerung von einem alternativen Bedienplatz erfordert, um dadurch zum Beispiel eine bessere Sicht auf den Arbeitsbereich zu ermöglichen. Die Fernsteuerung kann dabei durch einfache Handsteuergeräte, auch Bauchladenfernsteuerung genannt, oder auch durch vollwertige Fernsteuerungsbedienarbeitsplätze erfolgen.

Moderne Baumaschinen unterstützen den Bediener bereits heute durch eine Vielzahl von Automatisierungs- und Assistenzfunktionen, welche den Bediener nicht nur repetitive und ermüdende Arbeitsaufgaben abnehmen, sondern auch die Produktivität speziell von unerfahrenen Maschinenbedienern deutlich erhöhen. Grundlage für diese Funktionen ist die vollelektronische Vorsteuerung der Maschinen, welche bei modernen Baumaschinen bereits Stand der Technik ist.

Aufgrund der Automatisierungsfunktionen in Kombination mit der vollelektronischen Vorsteuerung ergeben sich auch neue Möglichkeiten und Anwendungsbereiche für die Fernsteuerung von Baumaschinen.

Die Integration in die Maschinensteuerung, die Wiederverwendung von Assistenz- und Automatisierungsfunktionen und der zunehmende Vernetzungsgrad der Maschine bilden die Grundlage die Fernsteuerung als Logistikzentrale einer modernen Baustelle zu etablieren.

Die örtliche Entkopplung von Maschine und Bediener wirkt nicht nur dem zunehmenden Fachkräftemangel entgegen, sondern ermöglicht es zukünftig, die Arbeit zu den Experten zu bringen und nicht die Experten zum Einsatzort zu transportieren. Speziell die Umschaltbarkeit zwischen unterschiedlichen Maschinen stellt eine Neuheit in diesem Bereich dar und ergibt neue Möglichkeiten. So können Arbeitsprozesse und Abläufe neu gedacht und der Materialfluss optimiert werden.

Erste Kundenanwendungen wurden bereits realisiert und zeigen das Potenzial in den unterschiedlichsten Anwendungsbereichen auf.

Schlagworte: Fernsteuerung, Automatisierung, Vernetzung, Datenübertragung, Assistenzsysteme

1 Einleitung

1.1 Stand der Technik

Funkfernsteuerungen von Baumaschinen werden seit Jahrzehnten für die unterschiedlichsten Aufgaben eingesetzt. Meist lag der Schwerpunkt auf sicherheitskritischen Spezialeinsätzen wie in Stahlwerken oder auch in allgemeinen Gefahrenbereichen, sei es Einsturz-, Absturz- oder Explosionsgefahr. So wurde seitens Liebherr bereits für das Reaktorunglück in Tschernobyl videofernsteuerte Baumaschinen zur Verfügung gestellt, welche das sichere Arbeiten auch aus großen Distanzen ermöglichten. Die Sicherheit des Bedienpersonals war bereits damals und ist auch heute noch das höchste Gut für den Betreiber, aber natürlich auch für den Maschinen-

hersteller. Die Effizienz bzw. Produktivität stand bei solchen Systemen und Anwendungen oft nicht im Fokus bzw. ergab sich aus der Notwendigkeit der Fernsteuerung, wenn alternativ kein Arbeiten möglich ist. Die Umrüstung dieser meist hydraulisch vorgesteuerten Maschinen war recht aufwendig und meist mit einem erheblichen Eingriff in die Maschinenarchitektur verbunden.



Abbildung 1.1: Fernsteuerung einer Laderaupe im Stahlwerk

Die Bedienung dieser Maschinen stellte für die Maschinenbediener eine Herausforderung dar. Hohe Latenzen, nicht vorhandene Assistenzsysteme und einfache Kamerabilder begrenzten zudem die Möglichkeiten einer ferngesteuerten Baumaschine.

1.2 Gesetzliche Vorgaben und steigende Anforderungen

Steigende Anforderungen und Auflagen hinsichtlich Arbeitnehmersicherheit regulieren und erschweren in vielen Bereich ein produktives Arbeiten und Grenzen speziell die Gewinnungsgebiete in einigen Bereichen deutlich ein. Zudem gibt es immer neue Anforderungen und Einsätzen für ferngesteuerte Maschinen und Baumaschinen bzw. können viele Einsatzszenarien unter der Berücksichtigung, dass kein Bediener auf der Maschine sitzen muss, anders geplant werden.

Große Tagebaubetriebe haben aufgrund hoher Anforderungen eine Vorreiterrolle im Bereich Fernsteuerung und Automatisierung eingenommen. Die Erfahrungen aus diesem Bereich zeigen die Möglichkeiten auch für klassische Erdbewegungs- und Baustellentätigkeiten, woraus sich auch neue Anforderungen und Regulierungen ergeben.



Abbildung 1.2: Unterschiedliche Anforderungen für ferngesteuerte Maschinen

Moderne Assistenzsysteme, das steigende Maß an Automatisierung sowie die voranschreitende Vernetzung der Maschinen erweitern zudem die Möglichkeiten und Anwendungsfelder für Fernsteuerungssysteme.

Baustellen werden immer häufiger digital geplant und der Materialfluss wird wie in einer Logistikzentrale vorgegeben und überwacht. Diese technologischen Fortschritte entkoppeln den Maschinenbediener und sind die Grundlage für die Bereitstellung eines Fernsteuerungsarbeitsplatz als alternativen Logistikarbeitsplatz.

2 Umsetzung

Mussten in der Vergangenheit Fernsteuerungen aufwändig in die meist hydraulisch vorgesteuerten Baumaschinen eingebaut und diese entsprechend umgerüstet werden, so bildet die vollelektronische Vorsteuerung moderner Maschinen die Basis für eine tiefreichende Integration in die bestehende Maschinenarchitektur. Die Kommunikation erfolgt hierbei über die maschinenseitige CAN-Linien, welche zum einen alle Funktionen als auf Informationen zur Verfügung stellen.

Die sichere Übertragung von z.B. Not-Aus-Signalen gewährleistet zudem, dass die Maschine jederzeit sicher zum Stillstand gebracht werden kann.

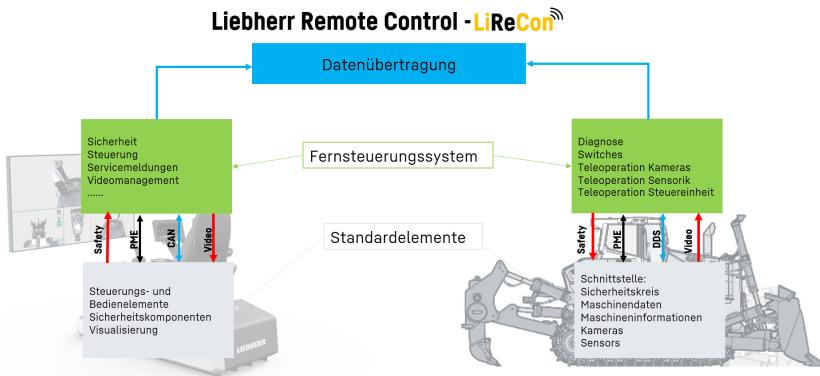


Abbildung 2.1: Steuerungskonzept einer vollelektronisch vorgesteuerten Maschine

Die Datenübertragung kann je nach Maschine und Anwendung über ein privates Funknetz, über Mobilfunk oder auch kabelgebunden erfolgen. Die Übertragung erfolgt immer verschlüsselt und zeichnet sich durch sehr geringe Latenzen aus.

Die Datensicherheit sowie die Sicherheit im Umfeld der Maschine standen im Fokus der Entwicklung, so wird nicht nur die Latenz, sondern auch die Vollständigkeit und Vertrauenswürdigkeit der Daten ständig vom System überwacht. Sollten hier Unregelmäßigkeiten auftreten, geht die Maschine selbstständig und unverzüglich in einen sicheren Zustand über und alle Maschinenbewegungen werden gestoppt.

Da sowohl der Fahrerkomfort als auch die Zuverlässigkeit für ein produktives Arbeiten von großer Bedeutung sind, kommen hier nur erprobte und baumaschinentaugliche Komponenten zum Einsatz.

Im Fokus der Entwicklung stand die universelle Einsetzbarkeit eines Fernsteuerungssystems. So können mit dem Liebherr Remote Control Arbeitsplatz die unterschiedlichsten Maschinen ergonomisch gesteuert werden. Die Gleichteilverwendung wirkt sich in mehrererlei Hinsicht positiv aus, für die

Produktion durch die höheren Stückzahlen, den Kundendienst durch geringere Vielfalt im Feld und natürlich für die Kunden durch erprobte und bekannte Komponenten.



Abbildung 2.2: Generischer Maschinenübergreifender Fernsteuerungsarbeitsplatz

Mit dem Liebherr 360° Kamerasystem und der zusätzlichen Visualisierung des Arbeitsbereiches hat der Bediener immer alles im Blick und kann sich dank einer optionalen Personenerkennung auf seine Tätigkeit konzentrieren. Die Übertragung der Geräusche im Maschinenumfeld unterstützen zusätzlich.

Der einheitliche Bedienstand ist das zentrale Element für die Fernsteuerung unterschiedlichster Maschinen. Bei der branchenübergreifenden Entwicklung wurden nicht nur Erdbewegungsmaschinen, sondern auch Spezialtiefbaumaschinen, Hochbaukräne und sogar maritime Maschinen berücksichtigt. Dies erweitert nicht nur die Einsatzmöglichkeiten der Fernsteuerung,

sondern eröffnet unseren Kunden auch neue Möglichkeiten der Vernetzung und Maschinennutzung.



Abbildung 2.3: Ein Fernsteuerungssystem für viele Anwendungen

Die Maschinenbediener sind zukünftig nicht mehr an die Maschine oder sogar die Baustelle gebunden. Vielmehr können die Bediener situativ eingesetzt und selbst über lange Distanzen hinweg die Steuerung der Maschine immer dann übernehmen, wenn diese gerade gefordert ist. Die Distanz zwischen Maschine und Bediener spielt aufgrund von modernen Kommunikationstechnologien und den maschinenseitigen Assistenzfunktionen keine Rolle mehr und ein aufwendiger Fahrerwechsel beim Schichtbetrieb ist ebenfalls obsolet.

Staub, Lärm und Vibrationen, all diese Belastungen werden auf den Bediener deutlich reduziert bzw. gänzlich eliminiert. Zudem ermöglicht die Fernsteuerung nun auch die Steuerung dieser Maschinen durch Personen mit Einschränkungen, was wiederum dem Fachkräftemangel entgegenwirken kann.



Abbildung 2.4: Vereinigung von digitaler Baustellenplanung und neuen Logistikkonzepten

Die digitale Baustellenplanung kann durch die Verwendung eines zentralen Logistikarbeitsplatzes neugedacht werden. Die Entkopplung der menschlichen Ressource von den Maschinen unterstützt die Optimierung des Arbeitsprozesses und ergeben für unsere Kunden neue Möglichkeiten.

3 Zusammenfassung

Die zunehmende Vernetzung von Maschinen und Prozessen in Verbindung mit den Vorteilen moderner Baumaschinen bietet unseren Kunden heute und in Zukunft neue Möglichkeiten, ihre Arbeitsprozesse weiter zu optimieren.

Die fortschreitende Automatisierung bis hin zur arbeitsprozessbezogenen Autonomie wird dies in naher Zukunft noch weiter verstärken.

Der Maschinenbediener wird dabei immer stärker in die Vernetzung eingebunden und zur Schaltzentrale des Materialflusses.

Ein einheitliches und maschinenübergreifendes Steuerungssystem ermöglicht die örtliche Entkopplung von Bediener und Maschine und damit eine optimale Ressourcennutzung.

Eventuelle Stillstandszeiten können so kompensiert und die Effizienz weiter gesteigert werden.

Ein zentraler Logistiksteuerungsarbeitsplatz ist mehr als nur ein einfacher Fahrerarbeitsplatz, er bietet unseren Kunden die Möglichkeiten einer vernetzten Baustelle besser zu nutzen und bietet dem Bediener einen attraktiven und ergonomischen Arbeitsplatz der Zukunft.

Autonomous Driving on Skid Tracks for Forestry Machines

*Lukas Michiels*¹, *Chris Geiger*², *Marcus Geimer*¹

¹ *Karlsruhe Institute of Technology, Karlsruhe, Germany*

² *Hohenlohe Spezialmaschinenbau GmbH, Kupferzell, Germany*

Abstract

Since labor costs make up a significant portion of the total cost of ownership and due to the severe labor shortage, research and development have increasingly focused on automating mobile machines. Due to its technical and sociological aspects, the Forestry offers high potential for using (semi-) autonomous machines. A significant proportion of forestry work consists of recurring processes. This paper introduces a framework for autonomous driving on skid tracks with forestry machines. Forwarders navigate skid tracks to the felled trees, collect them, and return to the forest roads, where the sorted piles are stored. During this process, the driver primarily focuses on the loading process, with driving being a secondary task. Automating the driving process reduces the driver's workload and allows them to concentrate on the more critical tasks. The proposed system comprises four sub-modules: localization, object detection, path planning, and driving. In forestry environments, GNSS signal reception is limited due to the treetops, and the system utilizes an adapted feature SLAM method to determine the vehicle's relative position. The object detection module covers the surrounding environment, detecting obstacles, such as stems and stumps, crossing persons, and the path of the skid track. Path planning uses the output of object detection to find a suitable path for the vehicle, while the driving module controls the actual steering and velocity. The presented

system is implemented on an HSM Forwarder 208f, and its functionality is shown in a proof of concept on a skid track. The results prove that the autonomous system can relieve the driver of the driving task. The performance of the autonomous driving system is similar to that of a human driver, and the modules can be executed on currently available embedded hardware in real time.

Keywords: Autonomous Forwarder, Driving Assistance, Forestry, Feature SLAM

1 Introduction

Forestry offers great potential for using (semi-)autonomous machines as a significant proportion of forestry work consists of recurring processes. Due to the high danger posed by felling, work sites are already cordoned off, and no persons are allowed in the work area. Possible wrong decisions by the AI do not lead directly to personal injury. Regulatory requirements, e.g., in road traffic, are easier to manage in forestry operations. In addition, operating the machines is physically and cognitively demanding. The increasing shortage of qualified specialists from Germany presents forestry companies with significant challenges.

Today, driver assistance systems in agriculture, such as automatic tracking guidance, use RTK-GPS to localize the vehicle precisely, [1], and use this information to control the vehicle. In addition to agriculture, efforts are being made to implement assistance systems and autonomous vehicles in material extraction. Examples of this are a project by Volvo Construction Equipment with the HX02 vehicle, [2], or the autonomously operated vehicles of the Rio Tinto Group [3]. As in agriculture, GNSS is used here for vehicle guidance and cannot be transferred to GNSS-denied areas.

At the Swedish University of Agricultural Sciences, research was carried out into the automation of forwarders for timber harvesting on clear-cut areas, [4]. For this purpose, a forwarder was equipped with RTK-GPS to follow a predefined path autonomously. Global localization via GNSS is only possible to a limited extent in the forest due to the shielding canopy, [5]. Therefore, GPS-based systems are unsuitable for sustainable forest management in Germany, where clearcutting is rare.

In the indoor sector, the missing GPS signal is compensated for by simulated GNSS networks and visual object recognition, [6]. Due to the large expanse of managed areas, the construction of simulated GNSS networks using own base stations is not economically feasible for the forestry industry. For this reason, these solutions cannot be transferred, and new technologies need to be developed for use in forestry.

2 System Architecture

The proposed system comprises four sub-modules: object recognition, localization, path planning, and a lane controller. In forestry environments, the reception of GNSS signals is limited due to the tree canopy. For optimum GNSS positioning, the angle between the received satellites should be between 60° and 120°. This is impossible perpendicular to the skid track due to the treetops, so GNSS does not achieve the sub-centimeter accuracy required for lane control. The system uses an adapted SLAM method using lidar to determine the local position of the vehicle relative to the skid track. The object recognition module detects the surroundings and recognizes obstacles such as trunks and tree stumps, people, and the trajectory of the skid track. The basis for training the object recognition is an extensive data set labeled with the object classes: tree, trunk section, stump, skid track, person, pile, and unknown object. Path planning uses object recognition and position determination results to determine a suitable path for the vehicle,

while lane control calculates the actual steering and speed specifications. Currently, the system is implemented on a forwarder, while the system calculates the speed and steering control input, the driver supervises the system and limits the speed with the throttle pedal.

2.1 Object Recognition

The object recognition module uses a neuronal network for instance segmentation. It is uses the Mask-RCNN architecture with a ResNet101 feature backbone. All backbones were initialized with pre-trained weights from the COCO dataset. The weights were obtained from the MMDetection library. Training detection backbones is time-consuming; pre-trained backbones allow fast transfer learning on new datasets and minimize the computational time for training adapted detectors. Additionally, the first stages of the backbone layers have been frozen, as studies indicate that retraining the complete backbone has no significant benefit [7]. The network was trained on three datasets: *Mobimalogs* from [8], *MobimaWoodlands* ([doi:10.35097/1749](https://doi.org/10.35097/1749)) consisting of two subsets, *MobimaWoodlands/Winter* and *MobimaWoodlands/Summer*, with 126 images each, and *MobimaSkidroads* ([doi:10.35097/1750](https://doi.org/10.35097/1750)), consists of 293 images captured while driving on a skid track or forest road with an industrial camera mounted on a vehicle. Example images with annotations are displayed in **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden..1**. The object recognition architecture has been published in detail in [9].



Figure 2.1: Example images with annotations showing stems (blue), trees (purple), and stumps (green).

2.2 Localization

The localization module uses a feature SLAM algorithm in combination with a Kalman Filter to track the vehicle localization. The state vector of the Kalman Filter consists of the vehicle position in UTM coordinates (x, y, z), the vehicle orientation in quaternions ($\varphi_x, \varphi_y, \varphi_z, \varphi_w$) and its velocity (v).

$$\vec{x} = (x \ y \ z \ \varphi_x \ \varphi_y \ \varphi_z \ \varphi_w \ v)^T \quad (6.1)$$

The Kalman Filter combines the orientation measurements from a gyroscope (IMU), the GNSS velocity, the theoretical drivetrain velocity, and the position determined by feature matching. Sensor fusion increases position accuracy considerably compared to a GNSS-only system.

Forest environments differ highly from typical artificial surroundings like cities or buildings as few distinct edges or flat surfaces are present. Therefore, a feature extraction algorithm extracts the tree positions from a laser scan, which are used as features in the SLAM algorithm. As for the SLAM, the accuracy of the feature's position is more important than being certain that the object is a tree. Therefore, the extracted features are not additionally cross-checked with the result of the object recognition module.

Evaluating the accuracy of the localization is challenging, as no reference is available in a forest environment. However, for lateral control on a skid

track, repeatability on a skid track is more important than absolute accuracy, and, therefore, the localization was evaluated regarding its drift during a typical forwarder cycle, entering the skid track backward and reversing afterward. The evaluated skid-track cycle with two parallel tracks is shown in Figure Figure 2.2.

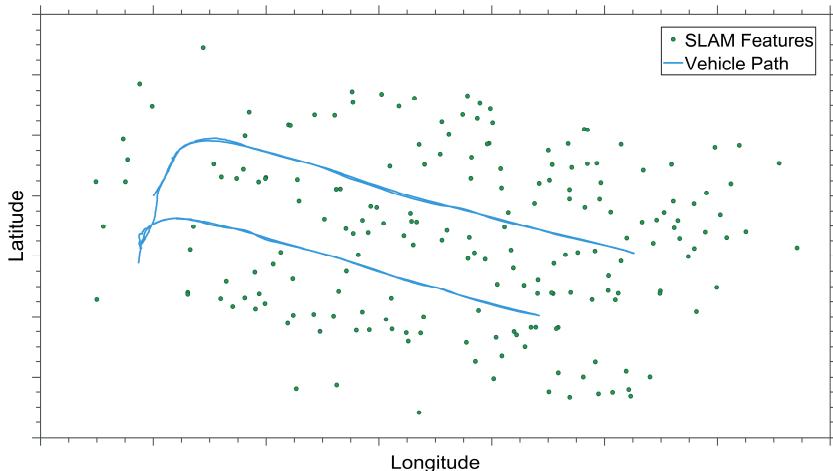


Figure 2.2: Driven Forwarder Cycle with two parallel skid-tracks.

2.3 Path Planning

The path planning module aims to recognize the skid track and determine a possible path for the forwarder. In contrast to most path planning approaches, it does not aim to find a suitable path between points but to follow the predefined skid track. It uses the trajectories driven by a human driver in previous runs as primary input. Not every skid track has been recorded previously, so it combines prior knowledge with a potential field approach.

The superposition of multiple base functions defines the potential field. Each tree or obstacle has a radial base function Φ that decreases rapidly with increasing distance (radius r).

$$\Phi(x, y) = e^{-(ar(x, y))^2} \quad (6.2)$$

In consequence, the path with a semi-optimal distance to every obstacle has the lowest summarized potential along its path. However, to achieve a forward trajectory, an overall base potential decreasing to a target position within a specific look-ahead distance must be superposed. Figure 2.3 displays an exemplary potential field for a skid track with the corresponding path. The target position is the point with the lowest absolute potential.

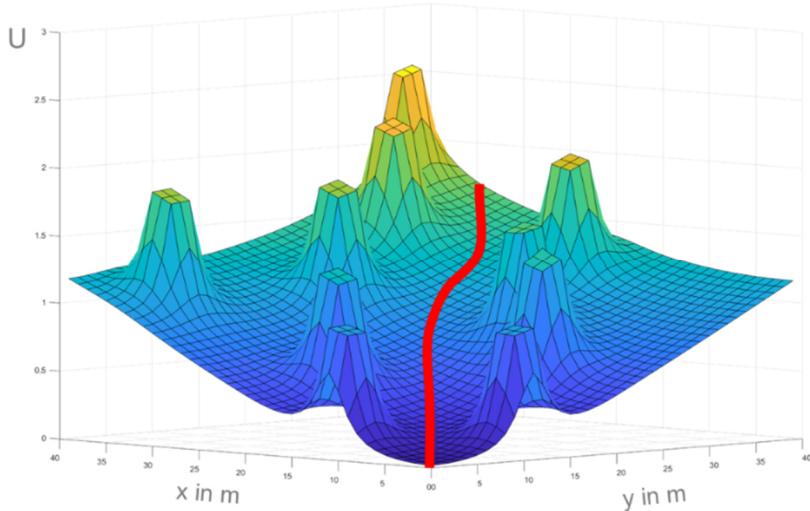


Figure 2.3: Exemplary potential field of a skid track with path planning (red) to the target position (0,0), [10]

In combination with the previous knowledge, the forward path is determined, as shown in Figure 2.4, which is then used as a reference by the lane controller.

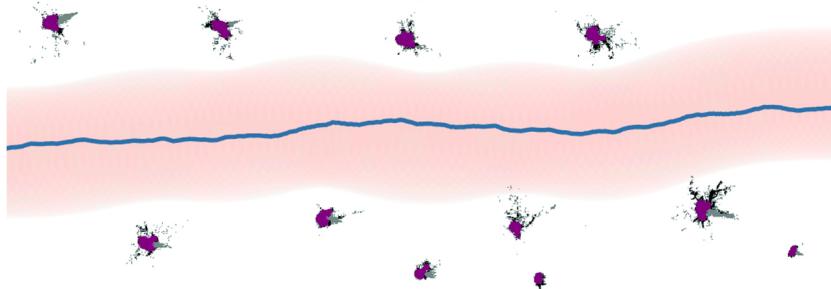


Figure 2.4: Planned Forwarder Trajectory for a skid track with homogeneously spaced trees [11].

2.4 Lane Controller

The lane controller consists of two separate controllers. A simple feed-forward controller uses the path orientation as control input and calculates the theoretical steering angle at this path point. However, this simple feed-forward controller does not achieve steady-state accuracy. Therefore, it is supplemented with a Stanley controller, which minimizes the remaining control deviation, [12].

The steering angle δ results from the addition of the feed-forward steering angle δ_{ff} , and the Stanley error controller as:

$$\delta(t) = \delta_{ff}(x, y) + (\theta_p - \theta_v) + \arctan\left(\frac{k \cdot d_q}{|v_v| + 0.25 \frac{m}{s}}\right) \quad (6.3)$$

The output of the Stanley controller depends on the alignment error $(\theta_p - \theta_v)$, and the lateral path deviation d_q , the Stanley gain k and the absolute value of the current vehicle speed v_v . The vehicle speed is in-

creased by a factor of 0.25 m/s to avoid extreme steering angle deviations at low speeds. Figure 2.5 shows the controller results for a simulated sinusoidal trajectory.

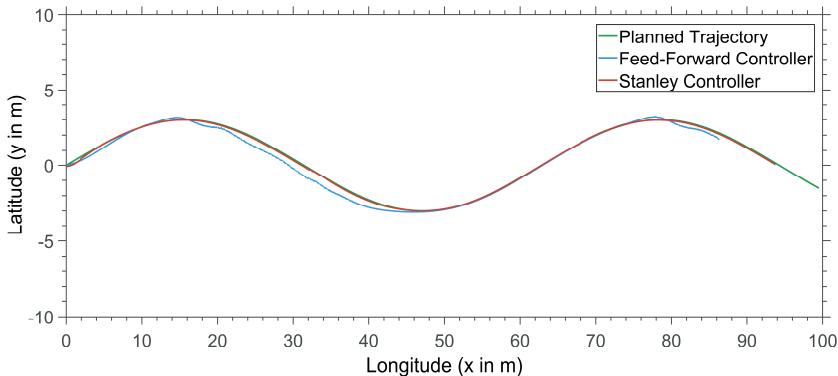


Figure 2.5: Simulated controller response for a sinusoidal trajectory. The aspect ratio of the x- and y-axis is 1:2.

3 Conclusion

In this paper, we present a system architecture for semi-autonomous driving on skid tracks. The four modules—object recognition, localization, path planning, and lane control—isolate the different functional parts. The system was implemented on a prototype forwarder, and its functionality was demonstrated on selected skid tracks. While the presented system still requires supervision by a driver, it presents a first step towards fully autonomous forest machinery.

Literatur

- [1] "VarioGuide | Smart Farming - Fendt." Accessed: Sep. 10, 2021. [Online]. Available: <https://www.fendt.com/us/smart-farming/varioguide>
- [2] Volvo Construction Equipment, "Volvo CE unveils the next generation of its electric load carrier concept." Accessed: Mar. 09, 2017. [Online]. Available: <https://www.volvoce.com/global/en/news-and-events/press-releases/2017/conexpo-vegas-2017/volvo-ce-unveils-the-next-generation-of-its-electric-load-carrier-concept/>
- [3] Rio Tinto Group, "Rio-Tinto-to-deploy-worlds-first-fully-autonomous-water-trucks-at-Gudai-Darri." Accessed: Dec. 20, 2021. [Online]. Available: <https://www.riotinto.com/news/releases/2021/Rio-Tinto-to-deploy-worlds-first-fully-autonomous-water-trucks-at-Gudai-Darri>
- [4] O. Ringdahl, O. Lindroos, T. Hellström, D. Bergström, D. Athanassiadis, and T. Nordfjell, "Path tracking in forest terrain by an autonomous forwarder," *Scandinavian Journal of Forest Research*, vol. 26, no. 4, pp. 350–359, 2011, doi: 10.1080/02827581.2011.566889.
- [5] T. Yoshimura and H. Hasegawa, "Comparing the precision and accuracy of GPS positioning in forested areas," *Journal of Forest Research*, vol. 8, no. 3, pp. 147–152, Aug. 2003, doi: 10.1007/s10310-002-0020-0.
- [6] K. Dierenbach, S. Ostrowski, G. Jozkow, C. K. Toth, D. A. Grejner-Brzezinska, and Z. Koppanyi, "UWB for Navigation in GNSS Compromised Environments," presented at the Proceedings of the 28th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015), Sep. 2015, pp. 2380–2389.

- [7] V. Grondin, J.-M. Fortin, F. Pomerleau, and P. Giguère, “Tree detection and diameter estimation based on deep learning,” *Forestry: An International Journal of Forest Research*, vol. 96, no. 2, pp. 264–276, Apr. 2023, doi: 10.1093/forestry/cpac043.
- [8] C. Geiger, M. Weißenböck, and M. Geimer, “Assistance System for an Automatic Loading Process,” in *Proceedings of The Joint Annual 43rd Annual Meeting of Council on Forest Engineering (COFE) & the 53rd International Symposium on Forestry Mechanization (FORMEC)*, Online, 2021, pp. 5–7.
- [9] L. Michiels, M. Westermann, B. Kazenwadel, C. Geiger, and M. Geimer, “A comparison of state-of-the-art network architectures for instance-segmentation in forest environments,” in *Proceedings of 14th international fluid power conference (IFK 2024) dresden, deutschland, 19.03.2024–21.03.2024*, 2024.
- [10] C. Geiger, S. Beiser, and M. Geimer, “Automated Driving on a Skid Road with a Forwarder in a CTL Logging Process,” in *Annual Meeting of Council on Forest Engineering (COFE) & the 53rd International Symposium on Forest Mechanization (FORMEC)*, 2021.
- [11] S. Beiser, “Pfadplanung zum automatischen Befahren von Rückegassen basierend auf einer Umfelderkennung mittels 3D-Sensorik,” Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe, Hochschulschrift, 2021.
- [12] Y. Hocaoglu, A. Akcal, A. Tuncel, and B. Celik, “A stanley controller design for enhancing vehicle lane keeping and departure performance using active rear wheel steering,” in *2023 european control conference (ECC)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.23919/ECC57647.2023.10178180.

Physics-Inspired Neural Networks for Simulating Mobile Machinery Dynamics



Marco Star ¹, and Yingguang Chu ¹

¹ Institute of Mechanical and Electrical Engineering University of Southern Denmark

Abstract

Achieving autonomous operation of mobile machinery is dependent on the accuracy and efficiency of the models used to estimate the machine's states. Simulations can be used to model the machine, but often, there is a trade-off between accuracy and computational efficiency. Deep neural networks have been used with great success in several fields to achieve highly accurate results and compute them in real-time. However, a lot of data is required to train these networks. Here, we use physics-informed neural networks to incorporate knowledge of the underlying physics governing the dynamics. This helps the network train with less data and allows it to understand the underlying physics meaning it is less prone to overfitting on the data instances it was trained on. Hence, the physics normally used to build a simulation can instead be used to train a neural network to estimate simulations of the system states. The network is tested on a simulated excavator dataset to showcase that the network can act as a real-time model and achieve accurate results.

Keywords: Machine Learning, Physics-Informed Neural Networks, Simulation, Inverse Problems

1 Introduction

Modelling the dynamics of mobile machinery is not as easy as it seems due to various factors, including the intrinsic properties of the machine and the environment it interacts with. With the rise of deep learning over the past few years, many processes with these complexities are beginning to be modelled using neural networks. Mobile machinery has utilised machine learning in various ways over the past few years due to the popularity of machine learning methods. Many involve controlling the hydraulic power transmission system using a surrogate machine learning model to map controls to an output variable or learn the controls required to achieve desired outputs. These methods aim to ultimately work towards the autonomous operation of these machines. For example, Gaussian Processs (GPs) have been used to model hydraulic actuators (Taheri et al. 2022). Neural networks have been used to predict a wheel loader's lift and tilt signals to estimate the optimal control actions for bucket filling (Dadhich et al. 2019). They have also been used to assist in driving mobile machinery. For example, in Shi et al., a neural network is used to determine when to apply the brakes of a wheel loader during operation (Shi et al. 2020). Some works use hybrid methods combining physics and data-driven models. For example, (Han et al. 2024) uses a Time-Delay Neural Network to model the friction force component of a hydraulic actuator model. This helped increase the accuracy of the estimated states, such as pressure, position, velocity and acceleration, which were estimated using physics-based equations. While neural networks can model highly complicated processes, they have some notable downsides. For example. they require a large amount of data to train, they lack interpretability, and it is difficult to incorporate other forms of knowledge into the network, such as physics-based knowledge.

The methods mentioned so far have not incorporated physics-based knowledge into the deep learning framework using methods such as Physics-Informed Neural Networks (PINNs) (Raissi, Perdikaris, and Karniadakis 2019). This could provide the benefit of replacing computationally expensive

simulations of these components with surrogate neural network models that can reduce the computation time. For example, to reduce computation time when solving Partial Differential Equations (PDEs) or Ordinary Differential Equations (ODEs) with a solver, one often must increase the step size to reduce the recursions required to output the trajectory. However, PINNs can output the entire solution trajectory in one evaluation, thereby reducing computation time. This work aims to test the PINN for solving equations of motion related to a hydraulic actuator used by mobile machines such as excavators. PINNs are used to find the response based on input loading force signals that could be used to control the excavator. They can also be used to find the loading force signal given data on the actuator position and velocity (the inverse problem). With a working PINN model, other related quantities, such as flow rates, can also be found to better understand the system's behaviour. An accurate model that can quickly estimate the system response would allow future work to explore how this could be applied to real-time applications such as machinery prognostics and condition monitoring.

2 Theory

2.1 Physics-Informed Neural Networks

PINNs encourage the output of the neural network to conform to a Differential Equation (DE) by including the DE in the loss function. This means the output of the network is optimised during training to conform to the DE and, therefore, the physics that describes the system. More concretely say we have a DE in the form,

$$\mathcal{P}[\mathbf{y}, \theta](\mathbf{x}, t) = 0. \quad (6.1)$$

For example, for a simple mass-spring-damper system we could write it in the form,

$$\mathcal{P}[y, \theta](t) := m \frac{d^2y}{dt^2} + b \frac{dy}{dt} + ky = 0, \quad (6.2)$$

where $\theta = (m, b, k)$ and are the mass, damping coefficient and spring constant, respectively. Another important aspect of solving DEs is the initial and boundary conditions. Hence, PINNs also include this in the loss function by minimising the “distance”, as defined by some metric, between the network output at the initial condition domain and the true values of the initial conditions. If one also has data at other points of the solution trajectory these may also be used; hence, the full loss function for a PINN is,

$$\mathcal{L}_{pinn} = \mathcal{L}_{data} + \lambda_1 \mathcal{L}_{bc} + \lambda_2 \mathcal{L}_{de} = \mathcal{L}_{data}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) + \lambda_1 \mathcal{L}_{bc}(\mathbf{y}_0, \hat{\mathbf{y}}_0) + \lambda_2 \mathcal{L}_{de}(\mathcal{P}[\hat{\mathbf{y}}](\mathbf{x}, t)), \quad (6.3)$$

where λ_1 and λ_2 are hyperparameters that weigh how each loss term contributes to the total loss. In this work $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.1$ is used. The functions \mathcal{L}_{data} , \mathcal{L}_{bc} and \mathcal{L}_{de} are functions that define metrics. In this paper, each of these will be taken to be the Mean Squared Error (MSE) metric as it is the most common. $\hat{\mathbf{y}}$ is the estimate from the network and \mathbf{y} is the true value,

the subscript 0 in \hat{y}_0 denotes it is a boundary condition. PINNs utilise the fact that modern deep learning packages store the gradients for each of their operations. Hence, if the domain variables are the input to the network, one can use the function (known as “**autograd**”) to find the gradient of the output with respect to the input. This can be chained together multiple times to find higher-order derivatives. For example, in the mass-spring-damper system, the neural network is used to find the solution $y(t)$, $f_{\theta_n}(t) = \hat{y}_t$ (f_{θ_n} is a neural network parameterised by θ_n). This means the physics-informed loss term would be,

$$\mathcal{L}_{de} = \|\mathcal{P}[y](t)\|_2^2 = \left\| m \frac{d^2y}{dt^2} + b \frac{dy}{dt} + ky \right\|_2^2, \quad (6.4)$$

and we would find $\frac{dy}{dt}$ using **autograd**($f_{\theta_n}(t)$, t) and apply it again to find $\frac{d^2y}{dt^2}$ using **autograd**($\frac{dy}{dt}$, t).

3 Methodology

3.1 Forward Problem

Given a control input signal $u(t)$ and a differential equation, the aim is to estimate the system response $y(t)$. A PINN is employed to train a neural network to estimate the solution $y(t)$ at the corresponding points in the domain $t \in [0, T]$ we are interested in. Here, target data $y(t)$ is not needed. Since the data being used is from a simulation, this means one does not have to run multiple simulations to gather system responses and then train a surrogate network, which is a benefit of the PINN. Hence, our loss function is modified from Eq. 2.3 and instead looks like,

$$\mathcal{L}_{pinn} = \mathcal{L}_{bc_1} + \lambda_1 \mathcal{L}_{bc_2} + \lambda_2 \mathcal{L}_{de}, \quad (6.1)$$

where \mathcal{L}_{bc_1} and \mathcal{L}_{bc_2} are the loss terms that minimize the distance between the position and velocity initial conditions respectively. In this work, we use a MSE loss function to minimize each term, i.e.

$$\mathcal{L}_{bc_1} = \sum_{i=0}^{N_d-1} \left\| \hat{y}_0^{(i)} - y_0^{(i)} \right\|_2^2, \quad (6.2)$$

$$\mathcal{L}_{bc_2} = \sum_{i=0}^{N_d-1} \left\| \text{autograd}(\hat{y}_0^{(i)}, t=0) - \dot{y}_0^{(i)} \right\|_2^2, \quad (6.3)$$

where N_d are the number of discrete points representing the boundary/initial conditions, \hat{y}_0 is the neural network output at time $t = 0$, y_0 is the actual initial position, and \dot{y}_0 is the actual initial velocity. For a PINN, the control signal $u(t)$ is not directly used as an input to the network, but instead used in the loss term \mathcal{L}_{de} . Hence, for the ODE,

$$\mathcal{P}[y](t) = u(t), \quad (6.4)$$

The physics-based loss term then takes the following general form,

$$\mathcal{L}_{de} = \sum_{i=0}^{N_p-1} \left\| \mathcal{P}[y](t_i) - u_i \right\|_2^2, \quad (6.5)$$

Where N_p are the number of discretised points used for the physics-based loss function. The PINN loss does not require data from the simulation. It only requires time points in a domain the user can specify and the discretised control signal at those time points.

3.2 Inverse Problem

PINNs can also be used to solve the inverse problem of finding the control signal $u(t)$. In this case, one requires data on the solution $y(t)$, e.g. from real-world data. The neural network outputs both the estimated solution $\hat{y}_{0:T}$ and the estimated control signal $u_{0:T}$ that generated $y_{0:T}$. Since data is required the loss function for training the PINN becomes,

$$\mathcal{L}_{pinn} = \mathcal{L}_{data} + \lambda \mathcal{L}_{de}, \quad (6.6)$$

where,

$$\mathcal{L}_{data} = \sum_{i=0}^{N_d-1} \|\hat{y}_i - y_i\|_2^2 + \|\text{autograd}(\hat{y}_i, t = t_i) - \dot{y}_i\|_2^2, \quad (6.7)$$

Note that N_d is now the number of data points, and the boundary condition loss is now a part of this data loss. In this work, both the forward and inverse problems are tested. A simple Feed-Forward Network (FFN) is used for the forward problem of finding the DE solution. For the inverse problem, a modified FFN is used to output the control signal and the DE solution like in (Wi et al. 2024). The modified FFN has the following layer structure,

$$\mathbf{h}'^{(l)} = \tanh(\mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)}), \quad (6.8)$$

$$\mathbf{h}'^{(l)} = \mathbf{c} \cdot \mathbf{h}'^{(l)} + \mathbf{d} \cdot (1 - \mathbf{h}'^{(l)}), \quad (6.9)$$

where l is the current network layer, \mathbf{c} and \mathbf{d} are outputs of another FFN, and $\mathbf{W}^{(l)}$ and $\mathbf{b}^{(l)}$ are the weights and biases of the layer l . Figure 3.1 shows a diagram of this network.

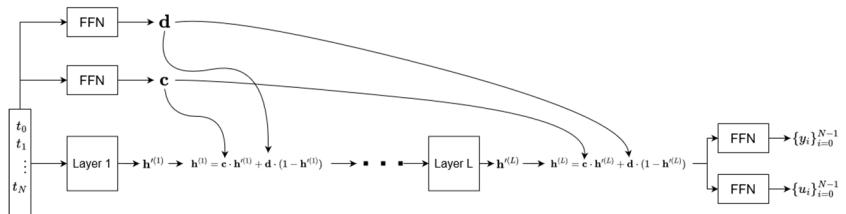


Figure 3.1: Schematic of the modified FFN used for solving the inverse problem. The blocks labelled FFN are standard FFNs while the blocks labelled “Layer” are standard neural network layers as described by Eqn. 3.12

4 Results and Discussion

4.1 Forward Problem

The proposed method is tested using simulated data from Simulink model. The simulation is of a hydraulic actuator used in an excavator. A simplified hydraulic diagram of a cylinder is shown in Figure 4.2. The aim is to estimate the position and velocity of the actuator given the controls to the direction valve. Here, this will simply be the simulated forcing function. The aim is for the PINN to estimate $y(t)$ (position of the actuator piston) using t as an input. Normally, programs like Simulink will solve the differential equations to find these responses. This would require recursively applying the differential equation to estimate the rate of change of these quantities and move forward based on a fixed or variable time step. The size of this time step largely affects the accuracy of the solution and the computation speed. The PINN does not have this drawback, and given the entire domain of time points, it will return the solution $y(t)$ all at once, using the **autograd** function in PyTorch (Ansel et al. 2024), $\dot{y}(t)$ can also be found.

The actuator has forces acting on the piston from the pressures inside the hydraulic cylinder, which moves piston-rod and with a mass representing the inertia and external load. The external force represents all the forces acting on piston-rod of the cylinder; The governing dynamic equation of motion can be written as,

$$m\ddot{y} = u(t), \quad (6.1)$$

where m is the mass, y is the position of the mass (controlled by the piston stroke), and $u(t)$ is the force signal acting on the piston. Hence, the physics-inspired portion of the loss function can be expressed using,

$$\mathcal{L}_{de} = \sum_{i=0}^{N_p-1} \left\| \ddot{y} - \frac{u_i}{m} \right\|_2^2, \quad (6.2)$$

where u_i is a discrete force value from $u(t)$ taken at time t_i . The external force can be found in the simulation output and is shown in Figure 4.2. Here, the PINN is trained

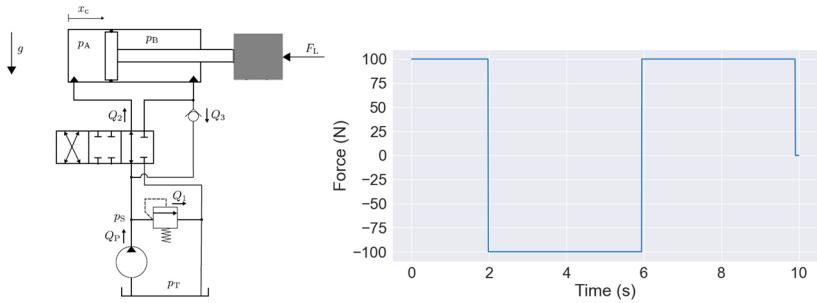


Figure 4.1: (Left) The schematic of the hydraulic actuator system under consideration, (right) the forcing function used to push the mass

over 40000 epochs to estimate this trajectory using a standard FFN. The output from the trained PINN can be seen in Figure 4.3.

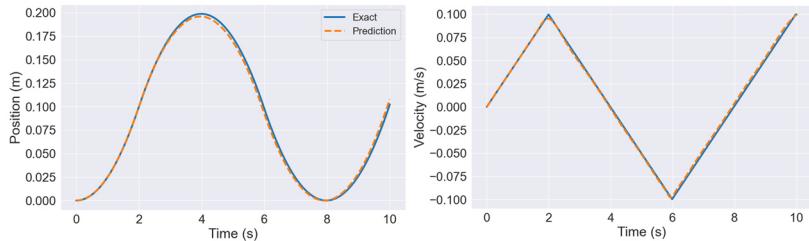


Figure 4.2: PINN output over time period $t \in [0, 10]$. The position is a direct output from the neural network, while the velocity is found using PyTorch's `autograd` function. Note that in the forward problem, the network was not given any position or velocity training data (except the initial conditions). Hence, it conformed to the trajectories solely due to being trained to follow the differential equation

From Table 4.1 and Figure 4.3, one can see that the results from the PINN match well with the high-resolution simulation. It also shows the PINN evaluation time compared to 4th order Runge-Kutta (RK4) evaluation time. It also calculates the Real Time Index (RTI) for the PINN, which is defined as,

$RTI = \frac{t_s}{t_c}$, where t_s is the simulation time (10s) and t_c is clock time (network evaluation time). Note that higher RTI values are better. The network is evaluated 100 times to find the mean evaluation time and the mean times are reported in Table 4.1. In Figure 4.4, box plots are used to show summarise the times for all 100 evaluations. However, it is difficult to see the PINN evaluation times, so there are plots with only the PINN evaluation times and RTIs (without RK4 times).

Table 6.1: RMSE between high-resolution simulation position and velocity responses and the PINN response. Note that the velocity evaluation time is the position evaluation time + the time for evaluating the **autograd** function. Also note that Runge-Kutta 4th order (RK4) calculates both the position and velocity states

Variable	RMSE	PINN Evaluation Time (ms)	RK4 Evaluation Time (ms)	PINN RTI
Position	8.44×10^{-4}	1.10	534	9704
Velocity	8.45×10^{-4}	2.05	-	5200

Using these position and velocity values we can estimate other quantities in the system that would normally be difficult to acquire. Here we use the pressure signals from the simulation to estimate the flow rate in both actuator chambers (A and B). Figure 4.5 shows

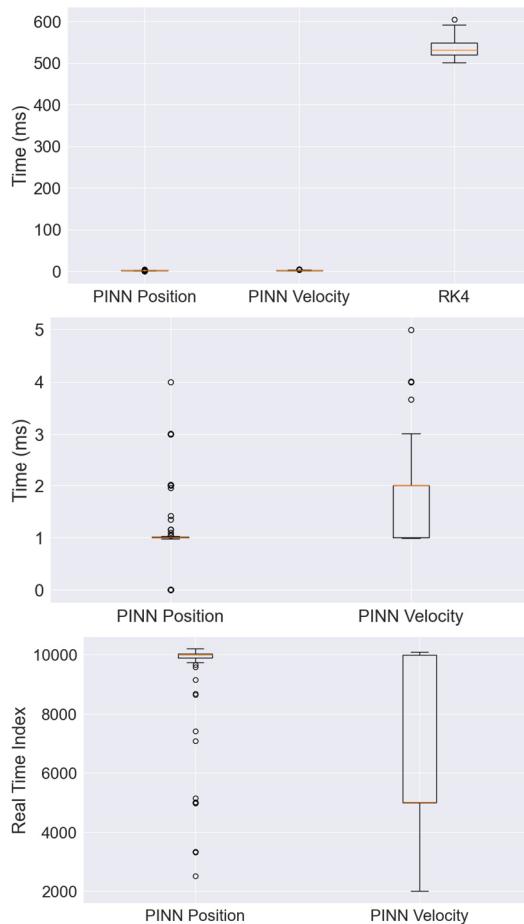


Figure 4.3: Box plots of the evaluation times for the PINN and the RTIs taken over 100 evaluations. (Top) PINN + solver times, (Centre) PINN times, PINN RTIs

the comparison between the Simulink output and the estimate using PINN velocity and position outputs. The following equation was used to estimate the volumetric flow,

$$(Q_a)_i = \frac{(V_a)_0 + A_a y_i}{\beta} \cdot \frac{((p_a)_i - (p_a)_{i-1})}{(t_i - t_{i-1})} + \frac{C_l}{\rho} ((p_a)_i - (p_b)_i) + A_a \dot{y}_i, \quad (6.3)$$

where $(Q_a)_i$ is the volumetric flow rate into chamber A at position i in the discrete sequence, $(V_a)_0$ is the initial volume in chamber A, A_a is the cross sectional area of the piston, p_a and p_b are the pressures in chambers A and B respectively, C_l is the leakage coefficient, β is the bulk modulus and ρ is the liquid density. Similarly for chamber B,

$$(Q_b)_i = \frac{(V_b)_0 + A_b y_i}{\beta} \cdot \frac{(p_b)_i - (p_b)_{i-1}}{(t_i - t_{i-1})} + \frac{C_l}{\rho} ((p_a)_i - (p_b)_i) + A_b \dot{y}_i, \quad (6.4)$$

The terms $\frac{(p_a)_i - (p_a)_{i-1}}{t_i - t_{i-1}}$ and $\frac{(p_b)_i - (p_b)_{i-1}}{t_i - t_{i-1}}$ are used to approximate \dot{p}_a and \dot{p}_b respectively.

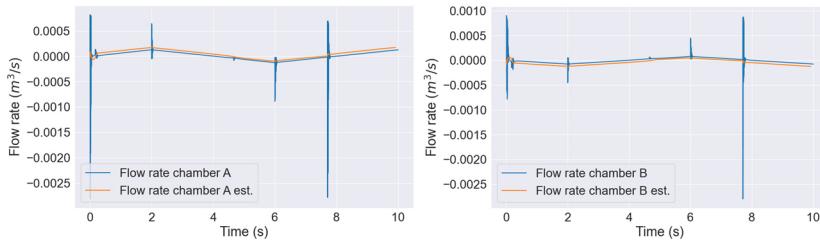


Figure 4.4: Estimation the volumetric flow rate using the position and velocity from PINN

4.2 Inverse Problem

For the inverse problem, the aim is to estimate the force function $u(t)$ given position and velocity data. Here the simulated data $\{(y_i, \dot{y}_i)\}_{i=0}^{N_d-1}$ is used to train the model. In practice, this can be used for applications where force control of the machine is critical, i.e. the output loading forces. As mentioned in the previous section, the loss function used for the inverse problem is given in Eqn. 3.10. Here, a square wave will be the function the network is trying to find. As with the forward problem, the only input to the network are the times $\{t_i\}_{i=0}^{N_d-1}$, but for the inverse problem, the data is $\{(y_i, \dot{y}_i)\}_{i=0}^{N_d-1}$ is used in the loss function to train the model. Some zero-mean Gaussian noise is added to the position and velocity data to see how the network would handle a more realistic case. A standard deviation of 0.01 is used for both variables.

The network output that estimates the solution $y(t)$ and the force signal, along with the velocity estimates, are shown in Figure 4.6. The results are shown in Table 4.2. As before with the forward problem, the network is evaluated 100 times to report the mean times and RTI. Figure 4.7 shows the box plots to visualise the evaluation times and RTIs.

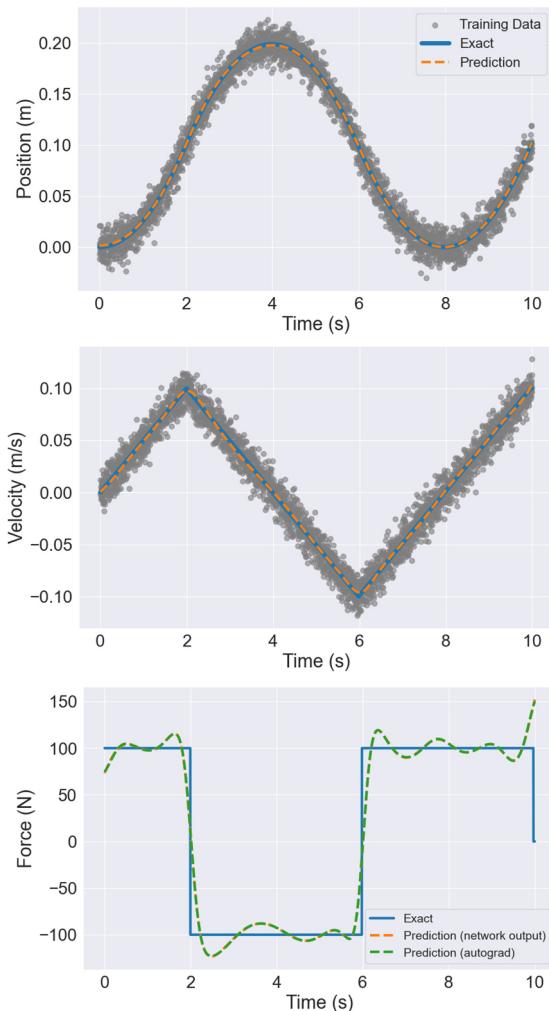


Figure 4.5: PINN output over time period $t \in [0, 10]$. Note that unlike the forward problem, in the inverse problem, data was given on the position and velocity during training. The noisy data used for training the network is shown in this plot as well. The forcing function plot contains both the network output estimate of $u(t)$ as well as the estimate from applying **autograd** to find the second derivative, which is trained to match the network force output.

Table 6.2: RMSE between high-resolution simulation position and velocity responses and the PINN response as well as the estimate from the neural network and actual forcing signal. Note the network calculates the force and position with the same network, so the position evaluation time is the time required to calculate both.

Variable	RMSE	PINN Evaluation Time (ms)	PINN RTI
Position	6.04×10^{-4}	2.54	3500
Velocity	8.03×10^{-2}	4.86	1900
Force	19.9	-	-

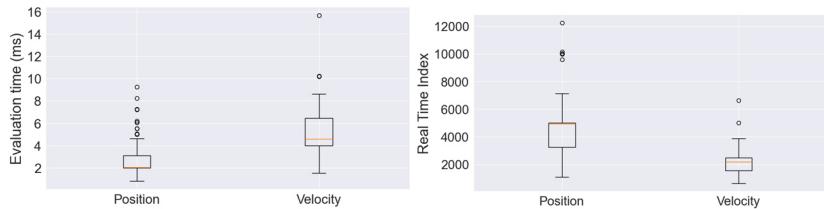


Figure 4.6: Box plots of the evaluation times for the PINN and the RTIs for the inverse problem

4.3 Discussion

From the results, one can see that the PINN is capable of comparable performance to traditional ODE solvers in terms of the RMSE metric. However, when it comes to evaluation times, the PINN is much faster as it does not have to calculate the positions and velocities recursively but can return the entire solution in one forward pass of the neural network. To calculate both the position and velocity 4th order, Runge-Kutta required 534ms. To calculate both the position and velocity, the PINN required an average of 2.05ms. Hence, the PINN is around 260 times faster than the ODE solver. These results suggest PINNs could be a useful tool for modelling mobile hydraulic machinery and decreasing evaluation times. The inverse problem results also show promise regarding the PINNs ability to estimate the forcing function that generated the observed response.

5 Conclusions

The results showed that PINN is capable of estimating the position and velocity of the actuator with little error when compared to a higher-resolution simulation. While PINNs are simple to implement, they have some drawbacks to consider. PINNs will only push the output towards a valid solution of the DE, but it may never exactly conform to the DE as it is not a hard constraint. The introduced terms in the loss function can also make the optimization procedure more difficult due to the change in the loss function. Therefore, the “loss landscape” defined by this loss function can be difficult to navigate when attempting to optimize the parameters (Krishnapriyan et al. 2021). However, some of these problems can be alleviated by altering the training process as mentioned in (Krishnapriyan et al. 2021). Future work can focus on using PINNs to solve more complex problems than the ones presented here. A complete mobile machine such as an excavator is much more complex with multiple actuators and multi-body mechanism. A multi-domain physics-based model for simulation requires different time steps for the sub-systems, which comprises the simulation accuracy and efficiency. Other approaches, such as co-simulation, present the same challenge, particularly for tightly-coupled systems (Hatledal et al. 2021). The neural network architecture could also be extended to a Deep Operator Network (DeepONet) so multiple solutions from varying initial conditions and forcing functions can be captured by one network (Lu et al. 2021).

References

- [1] Ansel, Jason et al. (Apr. 2024). "PyTorch 2: Faster Machine Learning Through Dynamic Python Bytecode Transformation and Graph Compilation". In: Proceedings of the 29th ACM International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems, Volume 2. Vol. 2. ACM, pp. 929–947. isbn: 9798400703850. doi: 10.1145/3620665.3640366. url: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3620665.3640366>.
- [2] Dadhich, Siddharth et al. (Jan. 2019). "Field test of neural-network based automatic bucket-filling algorithm for wheel-loaders". In: Automation in Construction 97, pp. 1–12. issn: 09265805. doi: 10.1016/j.autcon.2018.10.013. url: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0926580518305119>.
- [3] Han, Seongji et al. (2024). "Data-driven friction force prediction model for hydraulic actuators using deep neural networks". In: Mechanism and Machine Theory 192. doi: 10.1016/j.mechmachtheory.2023.105545. url: <https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2023.105545>.
- [4] Hatledal, Lars I. et al. (2021). "Vico: An entity-component-system based co-simulation framework". In: Simulation Modelling Practice and Theory 108, p. 102243. issn: 1569-190X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2020.102243>. url: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X20301726>.
- [5] Krishnapriyan, Aditi S. et al. (2021). "Characterizing possible failure modes in physics-informed neural networks". In: Advances in Neural Information Processing Systems 34.
- [6] Lu, Lu et al. (2021). "Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators". In: Nature Machine Intelligence 3.3, pp. 218–229.

- [7] Raissi, M., P. Perdikaris, and G.E. Karniadakis (2019). “Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations”. In: *Journal of Computational Physics* 378, pp. 686–707. issn: 0021-9991. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045>. url: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021999118307125>.
- [8] Shi, Junren et al. (Nov. 2020). “Prediction of brake pedal aperture for automatic wheel loader based on deep learning”. In: *Automation in Construction* 119, p. 103313. issn: 0926-5805. doi: 10.1016/J.AUTCON.2020.103313.
- [9] Taheri, Abdolreza et al. (2022). “Nonlinear Model Learning for Compensation and Feed-forward Control of Real-World Hydraulic Actuators Using Gaussian Processes”. In: *IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS* 7 (4). doi: 10.1109/LRA.2022.3190808. url: <https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3190808>.
- [10] Wi, Youngsun et al. (2024). “Neural Inverse Source Problem”. In: 8th Annual Conference on Robot Learning. url: <https://openreview.net/forum?id=BmvUg1Fl>

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik
FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik
(ISSN 1869-6058)

Eine vollständige Übersicht der Bände finden Sie im Verlagsshop

Band 76 Kai-Lukas Bauer
Echtzeit-Strategieplanung für vorausschauendes automatisiertes Fahren
ISBN 978-3-7315-0949-3

Band 77 Thomas Schirle
Systementwurf eines elektromechanischen Fahrwerks für Megacitymobilität
ISBN 978-3-7315-0995-0

Band 78 Dominik Dörr
Simulation of the thermoforming process of UD fiber-reinforced thermoplastic tape laminates
ISBN 978-3-7315-0998-1

Band 79 Dominik Robert Naake
Simulation of damage mechanisms in weave reinforced materials based on multiscale modeling
ISBN 978-3-7315-1005-5

Band 80 Martin Hohberg
Experimental investigation and process simulation of the compression molding process of Sheet Molding Compound (SMC) with local reinforcements
ISBN 978-3-7315-1007-9

Band 81 Benedikt Fengler
Manufacturing-constrained multi-objective optimization of local patch reinforcements for discontinuous fiber reinforced composite parts
ISBN 978-3-7315-1006-2

Band 82 Johannes Masino
Road Condition Estimation with Data Mining Methods using Vehicle Based Sensors
ISBN 978-3-7315-1004-8

Band 83 11. Kolloquium Mobilhydraulik
10. September 2020, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1036-9

Band 84 Felix Weber
Beitrag zur Entwicklung von Konstantflusspumpen für Frischbeton unter genauerer Betrachtung der Dickstoffventile
ISBN 978-3-7315-1037-6

Band 85 8. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 23. Februar 2021, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1071-0

Band 86 Sebastian Fünfgeld
Vorausschauende Regelung von Fahrzeugsystemen durch stochastische Vorhersage der Fahrzeugdynamik
ISBN 978-3-7315-1060-4

Band 87 Isabelle Charlotte Ays
Development of a CO₂e quantification method and of solutions for reducing the greenhouse gas emissions of construction machines = Entwicklung einer CO₂e Quantifizierungsmethode und von Lösungen zur Reduzierung von Treibhausgasemissionen in Baumaschinen
ISBN 978-3-7315-1033-8

Band 88 Alexander Bernath
Numerical prediction of curing and process-induced distortion of composite structures
ISBN 978-3-7315-1063-5

Band 89 Nils Bulthaupt
Objektivierung des Schwingungskomforts schwerer Nutzfahrzeuge
ISBN 978-3-7315-1075-8

Band 90 Lars Brinkschulte
Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine
ISBN 978-3-7315-1089-5

Band 91 Dominik Dörr
Adaptive Fahrhinweise für ein längsdynamisches Fahrerassistenzsystem zur Steigerung der Energieeffizienz
ISBN 978-3-7315-1090-1

Band 92 Jürgen Römer
Steuerung und Regelung des Lenkradmoments durch Nutzung radselektiver Frontantriebe
ISBN 978-3-7315-1104-5

Band 93 Christian Riese
Werkzeuge und Konzepte für die Untersuchung und Entwicklung zukünftiger Kfz-Bremssysteme
ISBN 978-3-7315-1125-0

Band 94 Yaoqun Zhou
Dynamisches Bremsverhalten des Reifen-Fahrwerk-Systems
ISBN 978-3-7315-1156-4

Band 95 Stefan Haug
Ganzheitliche Optimierung einer Axialkolbenpumpe durch bedarfsangepasste Entlastung tribologischer Kontakte
ISBN 978-3-7315-1150-2

Band 96 Stefan Scheubner
Stochastic Range Estimation Algorithms for Electric Vehicles using Data-Driven Learning Models
ISBN 978-3-7315-1166-3

Band 97 Yusheng Xiang
AI and IoT Meet Mobile Machines: Towards a Smart Working Site
ISBN 978-3-7315-1165-6

Band 98 Nils Meyer
Mesoscale simulation of the mold filling process of Sheet Molding Compound
ISBN 978-3-7315-1173-1

Band 99 Christian Timo Poppe
Process simulation of wet compression moulding for continuous fibre-reinforced polymers
ISBN 978-3-7315-1190-8

Band 100 Torben Fischer
Modellprädiktive Regelung eines innovativen Thermomanagement-Systems für batterieelektrische Fahrzeuge
ISBN 978-3-7315-1199-1

Band 101 Florian Wittemann
Fiber-dependent injection molding simulation of discontinuous reinforced polymers
ISBN 978-3-7315-1217-2

Band 102 Sebastian Watzl
Experimentelle und numerische Analyse des Körperschallübertragungsverhaltens von Aggregatelagerelementen im akustisch relevanten Frequenzbereich
ISBN 978-3-7315-1226-4

Band 103 Dominik Stretz
Vibroakustische Analyse eines elektrischen Radnabenmotors und Optimierung durch geeignete Steuerungsansätze
ISBN 978-3-7315-1245-5

Band 104 Mohamed Elgharbawy
Measurable Safety of Automated Driving Functions in Commercial Motor Vehicles - Technological and Methodical Approaches
ISBN 978-3-7315-1254-7

Band 105 Bernhard Schmiedel
Indirekte Schätzung des Fahrbahnnässegrads zur Detektion von gefährlichen Fahrzuständen
ISBN 978-3-7315-1258-5

Band 106 9. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 28. Februar 2023, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1260-8

Band 107 Patrick Riehm
Zur Wechselwirkung zwischen Fahrbahntextur und Laufstreifenmischung von Pkw-Reifen
ISBN 978-3-7315-1268-4

Band 108 Markus Tesar
Deep Reinforcement Learning zur Steigerung von Energieeffizienz und Pünktlichkeit von Straßenbahnen
ISBN 978-3-7315-1277-6

Band 109 Michael Mürken
Methode zur Bewertung der Zuverlässigkeit der elektrischen Energieversorgung in der automobilen Vorentwicklung
ISBN 978-3-7315-1298-1

Band 110 Julien Pinay
Experimental investigation of relevant road surface descriptors for tire-road noise measurements on low-absorbing road surfaces
ISBN 978-3-7315-1328-5

Band 111 Adrian Strigel
Methode zur Ermittlung optimaler Rad- und Reifendimensionen in der frühen Entwicklungsphase von Personenfahrzeugen
ISBN 978-3-7315-1321-6

Band 112 Jens Jauch
Trajectory optimization based on recursive B-spline approximation for automated longitudinal control of a battery electric vehicle
ISBN 978-3-7315-1332-2

Band 113 Nicolas Fraikin
Methodik zur effizienten Applikation automatisierter Fahrfunktionen
ISBN 978-3-7315-1339-1

Band 114 Jan Siebert
Effizienzoptimierung mobilhydraulischer Load-Sensing-Systeme durch Reduzierung systembedingter Druckverluste am Beispiel eines Hydraulikbaggers
ISBN 978-3-7315-1343-8

Band 115 Tobias Sebastian Straub
Flottendatenbasierte physikalische Routenenergiebedarfsprognose
ISBN 978-3-7315-1348-3

Band 116 Michael Herrmann
Eine Methodik zur Definition von Zielkriterien am Beispiel des tieffrequenten Geräuschkomforts eines Fahrzeugs
ISBN 978-3-7315-1370-4

Band 117 Adam Thor Thorgeirsson
Probabilistic Prediction of Energy Demand and Driving Range for Electric Vehicles with Federated Learning
ISBN 978-3-7315-1371-1

Band 118 Alexander Jackstadt
Constrained-layer damping in hybrid fibre metal elastomer laminates and its tolerance to damage
ISBN 978-3-7315-1376-6

Band 119 **13. Kolloquium Mobilhydraulik**
8./9. Oktober 2024, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1381-0

Band 120 Toni Wilhelm
Querdynamik von Velomobilen unter Berücksichtigung der Reifeneigenschaften
ISBN 978-3-7315-1382-7

Band 121 Alexander Brunker
Hochgenaue und robuste odometriebasierte Lokalisierung in einem Parkvorgang
ISBN 978-3-7315-1383-4

Band 122 Daniel Förster
Systemauslegung autarker Hybridantriebe unter Berücksichtigung kundenspezifischer Randbedingungen
ISBN 978-3-7315-1384-1

Band 123 Maurizio Mauro Festa
Objektive Fahrkomfortbewertung des Gesamtfahrzeugs unter Berücksichtigung menschlicher Wahrnehmungsaspekte
ISBN 978-3-7315-1392-6

Band 124 10. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 19. Februar 2025, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1403-9

Band 125 8. Fachtagung
MOBILE MACHINES – Sicherheit und Fahrerassistenz für Arbeitsmaschinen. 18. Februar 2025, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1404-6

Eine Veranstaltung von



Der Tagungsband enthält die Beiträge zu den Vorträgen der 8. Fachtagung MOBILE MACHINES vom 18. Februar 2025 in Karlsruhe. In 10 Beiträgen wird über den Stand der Forschung und Entwicklung auf dem Gebiet der mobilen Arbeitsmaschinen berichtet. Der Tagungsband behandelt insbesondere die Themen Assistenzsysteme, Safety und Security sowie Prozessdatenmanagement und Vernetzung im Kontext mobiler Arbeitsmaschinen.

Die Tagung findet alle zwei Jahre in Karlsruhe statt. Nachdem die Fachtagung im Jahr 2023 aufgrund der Nachwirkungen der Corona-Pandemie ausgesetzt wurde, kehrt die Tagung nach vierjähriger Pause zurück. Begleitend zur Tagung gibt der Institutsteil Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) den vorliegenden Tagungsband heraus.

Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1869-6058 (Schriftenreihe)
ISSN 2510-7275 (Tagungsband)
ISBN 978-3-7315-1404-6

