# Designoptimierung mittels Evolutionärer Algorithmen am Beispiel einer Mikropumpe

Martina Gorges-Schleuter, Wilfried Jakob und Wolfgang Süß, Karlsruhe

Forschungszentrum Karlsruhe, Institut für Angewandte Informatik, Postfach 3640, D-76021 Karlsruhe, Germany

Dieser Artikel beschreibt einen Evolutionären Algorithmus, der zur Verbesserung des Designoptimierungsprozesses eingesetzt wird. Anhand einer exemplarischen Anwendung, der Designoptimierung einer Mikropumpe, wird eine multikriterielle Optimierung und einige Ergebnisse vorgestellt.

Die Grundlage für die Optimierung der Mikropumpe bildet ein analoges Simulationsmodell das die unterschiedlichen physikalischen Domänen, wie z.B. Mikroelektronik, Mikromechanik, Mikrofluidik und Mikrokalorik, in einer gemeinsamen Beschreibungssprache formuliert. Die Parameter dieses Modells werden durch den Evolutionären Algorithmus solange modifiziert, bis ein zufriedenstellendes Verhalten des Systems erreicht wird.

### Design Optimization using Evolutionary Algorithms at hand of a micropump

In this article an evolutionary algorithm for improving the design optimization process is presented. An exemplarily application, the design optimization of a micropump, is used for both, the description of the concept being especially tailored for multicriteria applications and the presentation of some results.

The behavior of the micropump is formulated as an analog simulation model, including the various domains such as microelectronics, micromechanics, microfluidics, and microcalorics, described in the HDL-A language. The parameters of this model are modified with the proposed evolutionary algorithm until a satisfactory behavior of the system is reached.

### 1 Einleitung

Der industrielle Einsatz von Mikrosystemen verlangt kurze Entwicklungszeiten und zuverlässige Designs, die vergleichbar mit dem heutigen Stand in der Mikroelektronik sind. Eine wichtige Grundlage bildet dabei der rechnergestützte Entwurf von Mikrosystemen bzw. Mikrosystemkomponenten auf der Basis von Simulationsmodellen. Dies ermöglicht es einerseits die Entwicklungszeiten der immer komplexer werdenden Systeme kurz zu halten und andererseits Entwurfsfehler schon im frühen Entwurfsstadium zu erkennen und zu beheben.

Eine Eigenschaft intelligenter Mikrosysteme ist die Existenz unterschiedlicher physikalischer Bereiche, wie z.B. Mikroelektronik, Mikromechanik, Mikrofluidik

und Mikrokalorik. Für die meisten Mikrosysteme ist es nicht ausreichend, die verschiedenen Domänen unabhängig voneinander zu betrachten und zu simulieren, da diese zum Teil eng miteinander gekoppelt sind und folglich starke Wechselwirkungen bestehen. Von einem geeigneten Rechnermodell erwartet man, daß das Systemverhalten hinreichend genau vorhergesagt werden kann, damit die Qualität eines Entwurfs anhand der Rechnersimulation sinnvoll beurteilt werden kann. Andererseits sollen die Rechenzeiten für die Simulation relativ kurz sein; dies gilt insbesondere für den Einsatz rechnergestützter Systemoptimierungen, bei denen viele Entwurfsvarianten simuliert werden müssen.

Es gibt einige Simulatoren, mit denen das Verhalten eines Mikrosystems bezüglich einer physikalischen Domäne beschrieben werden kann, aber keinen, der die physikalischen Bereiche gemeinsam abdeckt. Ein Ansatz, das Gesamtverhalten eines Mikrosystems zu beschreiben, besteht darin, die unterschiedlichen Simulatoren zu koppeln.

Eine Alternative dazu bietet die Makromodellierung, bei der die physikalischen Effekte durch Ersatzschaltbilder approximativ beschrieben werden. Die physikalischen Phänomene können dann in einer gemeinsamen Sprache formuliert und mit einem einzigen Simulator simuliert werden kann. Die Vorteile dieser Vorgehensweise sind die direkte Formulierung auch sehr komplexer Systeme, die etwa aus vielen funktionalen Komponenten zusammengesetzt sind, und die relativ kurzen Rechenzeiten für die Simulation bedingt durch die höhere Abstraktion. Nachteilig sind die Genauigkeitsverluste der Simulationsergebnisse, da Makromodelle durch analytische Studien gebildet werden und fast immer Vereinfachungen, wie z.B. die Vernachlässigung der Reibung, nötig sind.

Mit Hilfe der Finite-Elemente-Methode (FEM) können wesentlich genauere Simulationsergebnisse erzielt werden, aber die Simulationszeiten sind sehr lang. Hier können für die Modellierung mikromechanischer Systemkomponenten die Ergebnisse der FEM-Simulation die Basis für die Erstellung und Optimierung von Makromodellen bilden. Auf diese Weise erstellte Makromodelle lassen sich zu einem Gesamtmodell koppeln, welches das Verhalten des Systems bzw. der Systemkomponente unter Beibehaltung der Performance-Vorteile hinreichend genau beschreibt.

Dieser Artikel verfolgt den Entwurfsprozeß beginnend bei der Makromodellierung, über die Simulation bis hin zur Optimierung. Insbesondere stellen wir das allgemeine Optimierungskonzept vor und beschreiben wie ein Evolutionärer Algorithmus zur Optimierung eingebunden ist. Die wesentlichen Charakteristika des verwendeten Evolutionären Algorithmus werden diskutiert und anschließend die Ergebnisse einer ersten Anwendung präsentiert.

### **2** Das Entwurfs- und Optimierungskonzept

Die Werkzeugungebung SIMOT (<u>SIM</u>ulation and <u>Optimization Tool Environment</u>) wurde entwickelt (Bild 1), um die Schnelligkeit der Makromodellierung und die Genauigkeit der Modellierung mittels FEM nutzen zu können. SIMOT unterstützt den Konstrukteur zum einen bei der Entwicklung und Optimierung von Makromodellen



Bild 1: SIMOT (Simulation and Design Optimization Tool Environment).

und zum anderen bei der Optimierung von komplexen (Mikro-)Systemen bzw. Komponenten.

SIMOT besteht aus zwei Hauptkomponenten: den Simulations- und den Optimierungswerkzeugen. Für die Simulatoren werden Standardwerkzeuge wie ANSYS/ FLOTRAN<sup>1</sup> (FEM Simulator) und ELDO<sup>2</sup> (analoger Netzwerk Simulator) eingesetzt. Die beiden Optimierungswerkzeuge GAMA (Genetischer Algorithmus für die Modelladaptation) und GADO (Genetischer Algorithmus für die Designoptimierung), die auf Evolutionären Algorithmen basieren, sind Eigenentwicklungen [1]. GAMA wird eingesetzt, um die Qualität des parametrisierten analytischen Makromodells zu verbessern, wobei zur Bewertung der Qualität des Makromodells auf die Ergebnisse der FEM-Simulation zurückgegriffen wird. Das verbesserte und hinreichend genaue Makromodell bildet die Basis für den Optimierungsprozess des Systemdesigns mittels GADO.

Der Entwickler kann aufgrund der Größe des Suchraumes nicht systematisch alle Designvarianten simulieren und die Besten auswählen. Die Erfahrung, das Vorwissen aus ähnlichen Mikrosystemen und der Zufall bilden die Grundlage für die Optimierung beim konventionellen Design Prozess (Bild 2). Die Idee ist nun, den Entwickler durch eine automatisierte Suche zu unterstützen. Für diese Aufgabe setzen wir den Evolutionären Algorithmus GADO ein. Bild 2 zeigt den Zusammenhang zwischen dem Simulationswerkzeug ELDO, daß die Bewertung eines Designs für GADO liefert, und dem neuen Designvorschlag als Ausgabe von GADO und Eingabe für den nächsten Simulationslauf.

Die beiden evolutionären Algorithmen GAMA für die Modelladaption und GADO für die Designoptimierung benutzen dieselbe evolutionäre Suchmaschine. Während GADO mit einem vorgegebenen Makromodell arbeitet, ist bei GAMA dieses Makromodell selber Gegenstand der Optimierung. Hierzu werden in das Makromodell Korrekturterme eingefügt, die von GAMA variiert werden. Das vorgeschlagene Makro-

<sup>1</sup> ANSYS und FLOTRAN sind eingetragene Warenzeichen von SAS IP

<sup>2</sup> ELDO ist ein eingetragenes Warenzeichen von ANACAD EES Ltd.



Bild 2: Der konventionelle Design Prozeß,

Design Optimierung mit SIMOT.

modell wird mit ELDO simuliert und das Ergebnis mit den Ergebnissen aus der FEM-Simulation abgeglichen. Die Genauigkeit der Übereinstimmung dient als Bewertung für den Evolutionären Algorithmus. Das Ziel dabei ist es, ein bestehendes Makromodell zu verbessern, um damit die Aussagekraft der mit SIMOT durchgeführten Systemoptimierung weiter zu erhöhen.

## 3 Der Evolutionäre Algorithmus

Der von uns eingesetzte Evolutionäre Algorithmus (EA) basiert auf GLEAM (Genetic Learning Algorithm and Method) [2] und nutzt die Evolutionsfaktoren Rekombination, Mutation, Selektion und Isolation. Die drei erstgenannten Faktoren findet man in allen EAs wieder [3]. Rekombination und Mutation produzieren dabei neue Varianten, hierbei spielt der Zufall eine große Rolle. Die Selektion stellt das Ordnungsprinzip zur Verfügung: Individuen mit günstigeren Eigenschaften haben eine größere Chance zu überleben, sich zu reproduzieren und Nachkommen zu hinterlassen, die dann die nächste Generation bilden. Die Isolation ist das Phänomen der Evolution, das zur Bildung der Artenvielfalt beigetragen hat.

Wir haben eine räumliche Isolation – die Populationsstruktur – eingeführt [4], um die natürliche Artenbildung zu modellieren. Bild 3 zeigt als Beispiel eine linear struk-



Bild 3: Eine räumlich strukturierte Population.

turierte Population. Die potentiellen Partner eines Individuum  $Ind_A(dunkel)$  dürfen nur aus der Nachbarschaft(A) kommen (gepunktete Individuen). Jedes Individuum hat seine eigene Nachbarschaft, im Bild die Nachbarschaft A von  $Ind_A$  und Nachbarschaft B von  $Ind_B$ . Die Nachbarschaften überlappen sich mehr oder weniger, entsprechend der gesetzten Nachbarschaftsgröße und dem räumlichen Abstand zwischen zwei Individuen. Ein Informationsaustausch über die gesamte Population erfolgt durch einen Diffusionsprozeß. Dies steht im Gegensatz zu den traditionellen Genetischen Algorithmen (GA) und Evolutionsstrategien (ES), bei der die Eltern eines Nachkommen aus der gesamten Population kommen.

Der Basisalgorithmus unseres EA's ist wie folgt: jedes Individuen einer Population wählt sich aus seiner Nachbarschaft einen Partner, hierbei ist der qualitative Rang eines potentiellen Partners in dieser Nachbarschaft ausschlaggebend für die Selektionshäufigkeit. Die Rekombination erzeugt mittels Crossover und Mutation Nachkommen, die sich gegenüber den Individuen der Nachbarschaft behaupten müssen. Als besonders günstig hat sich dabei eine sehr restriktive Überlebensregel der Nachkommen erwiesen: der Nachkomme wird nur dann akzeptiert, wenn er besser ist als das zentrale Individuum der Nachbarschaft (das erste Elternteil).

Der Vorteil einer räumlich strukturierten Population ist, daß mehrere Untersuchräume gleichzeitig in einer Population existieren können, auch bei relativ kleiner Populationsgröße – und dies ohne zusätzlichen Rechenbedarf. Ein weiterer Vorteil ist die Unabhängigkeit der Individuen von globalem Wissen. Sowohl die Selektion des Partners als auch die Entscheidung ob ein Nachkomme überlebt und dann ein Elternteil ersetzt, können mit Wissen lediglich über die Nachbarn getroffen werden. Dadurch ist eine natürliche und sehr effiziente Parallelisierung des Evolutionären Algorithmus möglich. Hierbei konnten wir eine lineare Beschleunigung beobachten, d.h. mit doppelter Prozessorzahl wird die Rechenzeit halbiert.

### **Repräsentation und genetische Operatoren**

Im vorherigen haben wir beschrieben, wie die Populationsverarbeitung durch den Evolutionären Algorithmus abläuft. Im folgenden beschreiben wir die interne Repräsentation eines Individuum, das für eine Aufgabe Informationen codiert, und die genetischen Operatoren.

Unsere interne Darstellung benutzt eine hierarchische listenähnliche Datenstruktur. Die Elemente dieser Datenstruktur hängen von der jeweiligen Anwendung ab: im einfachsten Fall sind es Zahlenwerte, sie können aber auch so komplex wie z.B. eine Sequenz zur Ansteuerung eines Motors sein. Die Hierarchie kann dazu benutzt werden, um Teile der Datenstruktur als Einheit zu betrachten und so vor einer Trennung durch ein Crossover zu schützen oder um Teile komplett zu verbergen, so daß eine Mutation nicht auftreten kann.

Die Interpretation des Mutationsereignisses ist von ihrem Gegenstück bei den Evolutionsstrategien (ES) inspiriert worden: kleine Änderungen der internen Darstellung sind wahrscheinlicher als große Veränderungen. Der Wertebereich wird vor jeder Mutation in Klassen aufgeteilt. Eine vorgegebene Stufenfunktion spezifiziert die Wahrscheinlichkeiten für eine zufällige Änderung in eine benachbarte oder weiter entfernte Klasse.

Es gibt eine Familie von crossover-Operatoren. So wurden neben den traditionellen crossover-Operatoren der Genetischen Algorithmen (GA), wie n-Punkt und uniformcrossover, und abschnittsbezogene crossover-Operatoren realisiert, hierbei unterliegt die Abschnittsbildung selber der Evolution. Jeder dieser crossover-Operator wird mit vorgegebener Wahrscheinlichkeit aktiviert, diese kann auch während eines Optimierungslaufes verändert werden. Bei jedem Aufruf eines crossover-Operatoren aktiviert werden, so werden alle Nachkommen bis auf den Besten verworfen.

### 4 Die Designoptimierung der Mikropumpe

### 4.1 Das Modell der Mikropumpe

Am Institut für Mikrostrukturtechnik Forschungszentrums des Karlsruhe wurde eine thermopneumatische Mikropumpe entwickelt [5]. Ein 4er-Block von Mikropumpen wurde beim Projekt ELMAS (elektrochemisches Mikroanalysesystem) für die Ionometrie von Flüssigkeiten eingesetzt [6]. Bild 4 zeigt eine Mikropumpe von oben. Gut zu erkennen ist die goldene Heizwendel. Zum Verständnis der Funktionsweise der Pumpe zeigt Bild 5 ein schematisches Schnittbild von der Seite, um die Sandwichbauweise zu zeigen.

Die Pumpe arbeitet in zwei Phasen. Während der Heizphase wird die Luft in



Bild 4: Eine Mikropumpe im Größenvergleich.



Bild 5: Schematische Seitenansicht der Mikropumpe.

der Pumpenkammer durch eine elektrische Heizwendel, die auf die Membran aufgedampft ist, aufgeheizt. Der dabei entstehende Druck verdrängt die Luft aus der Pumpenkammer durch das Auslaßventil (Darstellung in Bild 5). Während der Abkühlphase wird die Luft passiv über das Gehäuse abgekühlt. Der dabei entstehende Unterdruck sorgt dann für ein Ansaugen der Luft durch das Einlaßventil. Diese beiden Arbeitsphasen folgen mit der Frequenz der elektrischen Ansteuerung periodisch aufeinander.

### 4.2 Die Modelladaption

Zielvorgabe für die Optimierung der Mikropumpe sind hohe Durchflußraten und Effizienz gekoppelt mit einer optimalen Arbeitstemperatur der Mikropumpe durch Veränderung der Geometrie, des Produktionsprozesses (z.B. Membranvorspannung) und der Stromversorgung. Zur Verfügung stand uns ein erstes Makromodell, welches das thermische und pneumatische Verhalten beschreibt und das anhand realer Mikropumpen validiert wurde. In diesem ersten Makromodell wurden das nichtlineare Verhalten der passiven Ventile, des Gases in der Aktorkammer (Luft), des Gases in der Pumpkammer (zur Zeit Luft) und das Verhalten der Membran durch gesteuerte Quellen in Tabellenform beschrieben. Die Zahl der Stützstellen beschränkt die Genauigkeit des Makromodells. Höhere Genauigkeit kann nur durch ein verbessertes Modell der kritischen Komponenten erreicht werden. Eine Verbesserung der Situation konnte durch die Wahl einer anderen Simulators (ELDO) erreicht werden, der die Hardwarebeschreibungssprache HDL-A [7] unterstützt, die die direkte Formulierung von Differentialgleichungen und impliziten Gleichungen erlaubt.

Komponenten der Mikropumpe mit einem starken nichtlinearen Verhalten sind die passiven Ventile. Physikalische Effekte aus Fluidik, Mechanik und Kalorik beeinflussen sich hier wechselseitig und die Geometrie ist zu komplex, um sie mit exakten mathematischen Gleichungen zu beschreiben. Die Ventile sind achsensymmetrisch und bestehen aus einem runden Ventilsitz und einer dünnen elastischen Membran mit einem Loch über dem Ventilsitz. Für diese Ventile wurde ein vollständig parametrierbares FEM-Modell entwickelt, um den Einfluß der geometrischen Parameter, u.a. Ventilradius und Membranlochradius, zu untersuchen [8]. Die mit Hilfe der FEM-Modelle gewonnenen Erkenntnisse über das Ventilverhalten bilden eine wichtige Grundlage für die Erstellung eines geeigneten Makromodells vom Mikroventil. Unter Einsatz von GAMA wurde ein wesentlich verbessertes Makromodell der Mikroventile generiert. Die FEM-Daten wurden dabei zum Abgleich des simulierten Verhaltens des Makromodells gegenüber dem FEM-Modell genutzt. Das neue Makromodell der Mikroventile wurde dann in das Gesamtmodell der Mikropumpe eingebaut.

### 4.3 Optimierung der Ansteuerung der Mikropumpe

Eine Optimierungsaufgabe, die auf der Simulation des Makromodells basiert, ist die Variation des Heizimpulses (Bild 6), der von fünf Parametern abhängt: Pulshöhe, positive Flanke, Pulsweite, negative Flanke und Periode. Die Ergebnisse der Simulation mit ELDO wurden so aufbereitet, daß aus den berechneten Kurven sechs Kenn-

werte extrahiert wurden: die Durchflußrate, die Druckdifferenz über beide Ventile, die maximale Temperatur der Heizwendel, der Stromverbrauch und die Effizienz. Diese Kennwerte bilden die Grundlage für die Berechnung der Qualität eines Individuums, hier ist dies ein Ansteuerungsvorschlag.

Der evolutionäre Suchprozess ist sehr empfindlich in Bezug auf die Bewertung der Simulationsergebnisse. Dies liegt vor allem an der multikriteriellen Optimierung mit sich widersprechenden Gütefunktionen. In diesem speziellen Fall verhalten sich Förderrate und erzeugbare Druckdifferenz umgekehrt proportional. Wir ermöglichen durch eine Gewichtung der Kriterien eine Steuerung des Suchprozesses. Restriktionen, wie zu hohe Pumpentemperatur (durchbrennen der Heizwendel), berücksichtigen wir durch Straffunktionen. Hierdurch kann die Suche aus unerlaubte Suchgebieten (z.B. Ansteuerungen bei denen die maximale Temperatur der Heizwendel überschritten wird) heraus geleitet werden. Der Suchraum zerfällt damit nicht mehr in viele unverbundene Untersuchräume. Dies ist insbesondere in unserem Fall, einer sehr restriktiven Designaufgabe, vorteilhaft.

Die Heizwendel der Mikropumpe wurde standardmäßig mit einem kurzen starken Stromimpuls aufgeheizt (Bild 7 links). Das Ergebnis unserer Optimierungsläufe ergab eine verbesserte Ansteuerung mit mittlerer Impulshöhe, langem Anstieg und Abfall, aber kurzer Impulsweite (Bild 7 rechts). Damit wird eine wesentlich erhöhte Durchflußrate bei nur geringfügig höherer Temperatur der Mikropumpe erreicht.

Für das Optimierungsexperiment wurde eine Populationsgröße des EA von 60 Individuen gewählt, die auf einem Ring plaziert sind. Jedem Individuum stehen jeweils seine vier rechten und linken Nachbarn als potentielle Partner zur Verfügung. Die Anzahl der Generationen war 57, wobei 9027 Nachkommen erzeugt wurden (im Schnitt etwa 3 Nachkommen pro Paarung). Die SUN-Workstation benötigte pro Simulation 3-4 Minuten, so daß die Gesamtlaufzeit 23 Tage betrug. Durch die Strukturierung der Population erhält man als Ergebnis eines Optimierungslaufes meist mehr als eine gute Lösung. Bild 8 zeigt sieben verschiedene evolutionäre Lösungen, die bei diesem Lauf gefunden wurden, im Vergeich mit dem Testbereich von neun Meßdaten (im Bild eingekreist). Im dargestellten Suchraum, der von Pulsweite und Frequenz aufgespannt wird, können drei günstige Nischen beobachtet werden. Eine mittlere Frequenz mit entweder niedriger oder hoher Impulsweite oder eine hohe Frequenz mit mittlerer Impulsweite. Die Impulsstärke ist natürlich unterschiedlich, um ein Durchbrennen der Mikropumpe zu verhindern. So ist eine geringe Impulsweite mit einer







Bild 6: Pulsmodulierte Stromversorgung.

Bild 7: Standard,

und optimierte Ansteuerung.

Stromstärke von etwa 1200 mA und eine große Impulsweite mit einer Stromstärke von nur 275 mA gekoppelt.

In Bild 9 wird das Verhalten der Mikropumpe bezüglich Durchflußrate und maximaler Aufheiztemperatur dargestellt. Die sieben Optimierungsergebnisse aus Bild 8 sind bezüglich der maximalen Temperatur sortiert. Das Verhalten der Standard Mikropumpe (Stnd) ist zum Vergeich hinzugefügt.

Die Ergebnisse zeigen einerseits, daß die Effizienz der Mikropumpe durch eine verbesserte Ansteuerung wesentlich verbessert werden kann, andererseits aber auch, daß das der evolutionären Optimierung zugrunde liegende Simulationsmodell für einen viel größeren Suchraum validiert werden muß, da die Meßdaten aufgrund einschränkender Annahmen nur einen zu geringen Teilbereich abdecken.

### 5 Zusammenfassung und Ausblick

Dieser Artikel hat einen erweiterten Evolutionären Algorithmus beschrieben und dessen Einsatz zur Optimierung von Mikrokomponenten und -systemen anhand eines einfachen Beispiels gezeigt. Hier hat sich gezeigt, daß die standardmäßige Ansteuerung durch eine wesentlich verbesserte ersetzt werden kann, wobei sehr verschiedene Möglichkeiten mit ähnlichen Simulationsergebnissen bestehen. Den Entwicklern steht nun ein erweitertes Spektrum zur Verfügung aus denen das fertigungs- und einsatztechnisch Günstigste ausgewählt werden kann.

Die Kopplung zwischen dem Evolutionären Algorithmus und dem Simulationswerkzeug ist sehr locker (siehe Bild 2), so daß für andere Anwendungen der Simulator leicht ausgetauscht werden kann. Eine solche Anwendung von SIMOT ist die Optimierung eines Heterodyn-Empfängers, einem mikrooptischen Kommunikationsmodul, das im Telekommunikationsbereich eingesetzt werden soll. Hier wurde der Simulator ELDO durch Mathematica<sup>1</sup> ersetzt.



Bild 8: Teilansicht des Suchraumes.

Bild 9: Qualität der Lösungen.

1 Mathematica ist ein eingetragenes Warenzeichen von Wolfram Research, Inc.

Die grundlegende Idee des Heterodyn-Empfängers ist, das empfangene Signal mit einem kohärenten Signal zu mischen und somit zu verstärken. Dieses Signal wird lokal im Empfänger durch einen monochromatischen Laser erzeugt. Der lokale Oszillator wird dabei so gewählt, daß das gemischte Signal im Mikrowellenbereich liegt. Es wird von einer Photodiode detektiert und kann dann elektrisch weiterverarbeitet werden. Neben den optischen Effekten spielen bei der Qualität des Empfängers auch Fertigungstoleranzen sowie umgebungsabhängige Effekte eine große Rolle. Letzteres sind vor allem Temperaturschwankungen, die entweder durch die umliegende Elektronik bedingt sind oder durch die Umgebungstemperatur. Die Qualität eines Designs kann daher nur durch eine Simulation der optischen wie auch der Umgebungseffekte sinnvoll beurteilt werden. Erste Ergebnisse mit dem hier beschriebenen Ansatz haben zu einer wesentlichen Verbesserung des Design des zwei-Linsen-Systems zur Einkopplung des Laser-Strahls in den Heterodyn-Empfänger geführt [9].

#### Literatur

- 1. Meinzer, S., Quinte, A., Gorges-Schleuter, M., Jakob, W., Süß, W., Eggert, H.: Simulation and Design Optimization of Microsystems Based on Standard Simulators and Adaptive Control Techniques, Euro-DAC 96, IEEE Computer Society Press, LosAlamitos, CA (1996), S. 322-327
- 2. Blume, C.: GLEAM- A System for Simulated Intuitive Learning, Proceedings 1st. Int. Workshop on Parallel Problem Solving from Nature - PPSN, LNCS 496, Springer Verlag (1990)
- 3. Kursawe, F. und Schwefel, H.-P.: Optimierung mit Evolutionären Algorithmen. Automatisierungstechnische Praxis 39 (1997) Heft 9, S. 10-17
- 4. Gorges-Schleuter, M.: Parallel Evolutionary Algorithms and the Concept of Population Structures. In: Plantamura, V., Soucek, B., Visaggio, G. (Eds.): Frontier Decision Support Concepts. Wiley, New York (1994), S. 261-319
- 5. Büstgens B., Bacher W., Bier W., Ehnes R., Keydel L., Maas D., Ruprecht R., Schomburg W.: Micromebrane Pump Manufactured by Molding. Proc. 4th Int. Conf. On New Actuators, Actuator '94, Bremen, 86, (1994) 6. http://www.iai.fzk.de/Institut/MI/MST/ELMAS/introduction.html
- 7.
- Fischer-Binder, J.-O.: Analog Extensions to VHDL. Firma Bosch (1993). ftp: nestor.epfl.ch
- 8. Quinte, A., Jakob, W., Meinzer, S., Süß, W., Eggert, H.: Modellierung und Simulation des fluidischen Strömungsverhaltens eines passiven Mikroventils unter Berücksichtigung der Fluid-Struktur-Wechselwirkung, Simulation mit der Finite-Elemente-Methode in Feinwerk und Mikrotechnik, Tagung am Institut für Technologie und Wissenstransfer der FH München (12. März 1996)
- 9. Eggert, H., Guth, H., Jakob, W., Meinzer, S., Sieber, I., Süß, W.: Designoptimierung für Mikrosysteme, 6. Workshop Methoden und Werkzeuge zum Entwurf von Mikrosystemen, 2. Statusseminar zum BMBF-Verbundprojekt MIMOSYS Modellbildung für die Mikrosystemtechnik, VDI/VDE-Technologiezentrum Informationstechnik GmbH, Teltow, in Zusammenarbeit mit GMM-Fachausschuß 4.7 Informationstechnik für Mikrosysteme, 1996