

Implementierung eines genetischen Algorithmus zur Optimierung eines Mikrowellenbauteils

Mandy Domke, Elin Klages

Zusammenfassung—Vorgestellt wird ein genetischer Algorithmus, der zur Optimierung eines Hohlleiter-T-Stücks implementiert wurde. Ziel ist es die optimalen Parameter einer in das Hohlleiter-T-Stück eingebrachten Struktur bzgl. des Transmissionsverhaltens zu bestimmen. Es zeigt sich, dass sich durch Anwendung eines einfachen genetischen Algorithmus eine Struktur findet, welche das Transmissionsverhalten deutlich verbessert. Zusätzlich wird ein Vergleich mit anderen, bereits existierenden Optimierern durchgeführt.

Klages

I. EINLEITUNG

BEI der Optimierung geht es um die Verbesserung eines modellierten Problems. Das bedeutet, es liegt eine Zielfunktion mit einem Parameterraum vor. Diese Zielfunktion wird dann mit einem numerischen Verfahren maximiert oder minimiert.

Ein mögliches Verfahren ist das gradientenbezogene Trust-Region-Verfahren [6]. Algorithmen, die nur Kenntnis über die zu optimierende Funktion benötigen, sind aber auch möglich. Dazu gehört der hier behandelte genetische Algorithmus.

Die Grundidee genetischer Algorithmen stammt aus der biologischen Evolutionstheorie. Diese besagt, dass sich Individuen fortwährend verändern und nach dem Prinzip der natürlichen Auslese weiterentwickeln. Vergleichsweise funktioniert auch der genetische Algorithmus. Man hat verschiedene mögliche Lösungen des Problems, verändert Einige und filtert die am besten geeigneten Lösungen heraus. Das geschieht solange bis die optimalen Parameter gefunden sind.

Wie dieses Verfahren zur Optimierung der inneren Geometrie eines Mikrowellenbauteils verwendet wird, ist im Folgenden beschrieben.

Domke
15 Juli 2014

II. EINFÜHRUNG IN GENETISCHE OPTIMIERUNG

In Anlehnung an die Evolutionstheorie finden einige biologische Begriffe ihre Entsprechung in der Theorie zu genetischen Optimierern.

So heißt ein zu optimierender Parameter *Gen*. Aus mehreren Genen setzt sich ein *Individuum* zusammen, das eine mögliche Lösung des Problems bildet. Eine *Generation*

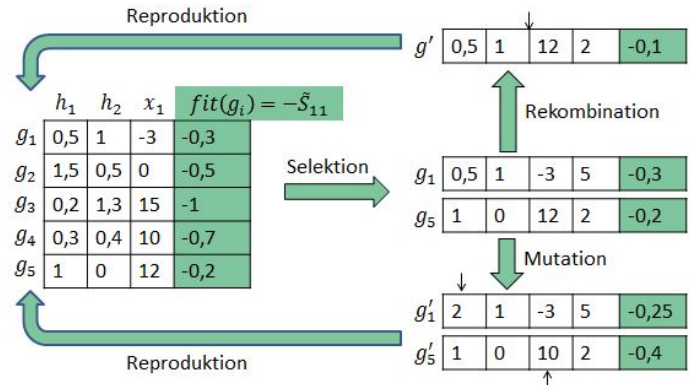


Abbildung 1. Grafische Darstellung des Prinzips eines genetischen Optimierers

entsteht aus Individuen und ist einer Iteration zugeordnet.

Um die einzelnen Individuen bzgl. des gegebenen Problems zu bewerten wird eine Fitnessfunktion verwendet. Diese spielt für die Selektion, der Auswahl der fittesten Individuen, eine wichtige Rolle. Zur Veränderung der Generation werden zunächst in der Rekombination bzw. Mutation Gene der selektierten Individuen zufällig verändert. Dabei werden bei der Rekombination einzelne Gene vertauscht, während bei der Mutation ausgewählte Gene ersetzt werden (siehe Abbildung 1). Bei der Reproduktion ersetzen die neuen Individuen die Schlechteren, falls sie sich besser eignen. Dadurch entsteht eine neue verbesserte Generation. Diese neue Generation kann nun weiter optimiert werden, in dem man die vorher genannten Schritte so oft durchführt, bis die gewünschte Modifikation erreicht ist [8].

Domke

III. ANWENDUNG EINES GENETISCHEN OPTIMIERERS AUF EIN MIKROWELLENBAUTEIL

Hier wird beschrieben, wie ein genetischer Optimierer zur Verbesserung der inneren Geometrie eines Hohlleiter-T-Stücks bzgl. der Signalverteilung verwendet werden kann. Domke

A. Grundlagen Hohlleiter-T-Stück

Hohlleiter dienen zur Übertragung elektromagnetischer Wellen bei hohen Frequenzen. Abhängig von den Abmessungen des Querschnittes eines Hohlleiters können sich Wellen innerhalb eines bestimmten Frequenzbandes ausbreiten [4]. Die minimale Frequenz wird bei rechteckigen Querschnitten durch die längere Kante a (vgl. Abbildung 2)

$$f_{\min} = \frac{c}{2a}$$

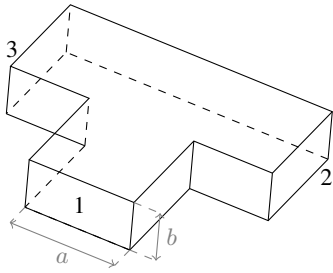


Abbildung 2. Hohlleiter-T-Stück R260 nach DIN 47302 mit $a=8,64$ mm und $b=4,32$ mm

bestimmt, wobei c die Lichtgeschwindigkeit darstellt. Die Querschnittsabmessungen und das Frequenzband eines Hohlleiters sind nach DIN 47302 festgelegt.

Bei dem hier zu optimierenden Hohlleiter-T-Stück handelt es sich um ein Element zur Aufteilung einer Wellen bzw. zur Vereinigung von zwei Wellen [4]. Im Idealfall wird die an einem Anschluss eingehende Welle dabei genau auf die beiden anderen Anschlüsse übertragen. Durch Reflexion der Welle innerhalb des Hohlleiter T-Stücks wird sich die Amplitude und die Phase der Welle aber immer verändern.

Die Übertragung der Welle wird allgemein durch folgende Gleichung beschrieben

$$\begin{pmatrix} \underline{b}_1 \\ \underline{b}_2 \\ \underline{b}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \underline{S}_{11} & \underline{S}_{12} & \underline{S}_{13} \\ \underline{S}_{21} & \underline{S}_{22} & \underline{S}_{23} \\ \underline{S}_{31} & \underline{S}_{32} & \underline{S}_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \underline{a}_1 \\ \underline{a}_2 \\ \underline{a}_3 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

wobei \underline{a}_i die eingehenden und \underline{b}_i die ausgehenden Wellen darstellen und die sogenannte Streumatrix \underline{S} den Zusammenhang zwischen ein- und ausgehenden Welle beschreibt [4]. Im Folgenden soll nur der erste Anschluss angeregt werden, sodass $\underline{a}_2 = \underline{a}_3 = 0$ sind. Desweiteren wird angenommen, dass die Wände des Hohlleiter-T-Stücks perfekt elektrisch leiten, es mit Vakuum gefüllt ist und deshalb keine Verluste zu erwarten sind, womit

$$|\underline{S}_{11}|^2 + |\underline{S}_{21}|^2 + |\underline{S}_{31}|^2 = 1$$

gelten muss. Für das hier betrachtete Problem ist also nur der Betrag der ersten Komponente der Streumatrix $|\underline{S}_{11}|$ relevant, welche im Idealfall verschwindet. Klages

B. Optimierung des Hohlleiter-T-Stücks

Wie aus dem vorherigen Abschnitt hervorgeht ist das Ziel der Optimierung die Reflexion und damit den Parameter $|\underline{S}_{11}|$ zu minimieren. Um dies zu erreichen wird eine Struktur in den Hohlleiter eingebracht ohne die äußeren Abmaße zu verändern. Die hier ausgewählte Struktur (vgl. Abbildung 3) orientiert sich an Beispielen aus der Literatur [2], [7]. Sie besteht aus drei elliptischen Zylindern, deren optimale Positionen in der x, z -Ebene und deren optimale Halbachsen die gesuchten Größen darstellen.

Die Ermittlung des Parameters $|\underline{S}_{11}(f)|$ zu der jeweiligen Struktur erfolgt dabei durch den Frequenzbereich-Löser in

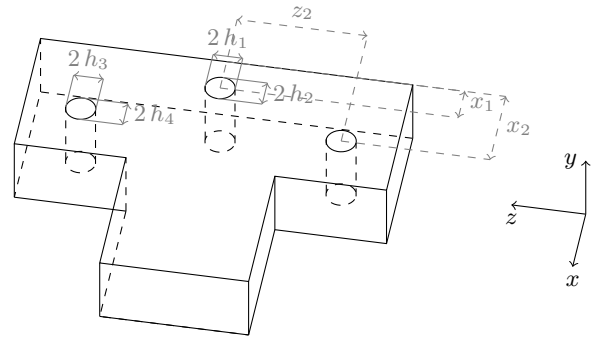


Abbildung 3. Hohlleiter-T-Stück mit eingebrachter Struktur

CST MICROWAVE STUDIO®. Hier wird für jede gefragte Frequenz f ein Anregungssignal \underline{a}_1 am ersten Eingangstor vorgegeben und die Transmission mittels Finiter Integrationstechnik simuliert. Aus der ausgehenden Welle am ersten Eingangstor \underline{b}_1 wird anschließend $|\underline{S}_{11}(f)|$ berechnet (vgl. Gleichung (1)). Klages

C. Angepasster genetischer Optimierer

Nun geht es darum, das allgemeine Prinzip der genetischen Optimierung mit dem Ziel den $-\underline{S}_{11}$ -Parameter zu erhöhen zusammenzuführen.

Dazu ist ein Individuum g_i , das hier aus sieben Genen besteht, wie folgt definiert:

$$g_i = (h_{1i} \quad h_{2i} \quad h_{3i} \quad h_{4i} \quad z_{2i} \quad x_{1i} \quad x_{2i})^T$$

Die Gene sind die zu optimierenden geometrischen Parameter der gewählten Strukturen, siehe dazu Abbildung 3. Dann wird die Generationsmatrix zur k -ten Iteration aus N Individuen spaltenweise zusammengesetzt. Um diese bzgl. des $-\underline{S}_{11}$ -Parameters zu optimieren, ist die Fitnessfunktion

$$fit(x_i) = -(\Delta f)^{-1} \int_{\Delta f} |\underline{S}_{11}(f)| df, \quad i \in \{1, \dots, N\}$$

sinnvoll, wobei das Integral diskret berechnet wird.

Die Gene der Startgeneration werden am Anfang des angepassten Algorithmus mit Zufallswerten gefüllt. Diese Zufallswerte sind so beschränkt, dass die Strukturen auch außerhalb des Hohlleiter-T-Stücks liegen können, jedoch die Ports nie berühren. Anschließend wird für jedes Individuum die Fitness berechnet.

Solange die gewünschte Genauigkeit nicht erreicht ist, werden die folgenden Operationen durchgeführt (siehe auch Abbildung 1). Bei der Selektion wird per Zufall entschieden, welche Individuen miteinander verglichen werden sollen. Anschließend werden daraus die Individuen mit den größten Fitnesswerten ausgewählt, also selektiert.

Sind die Fitnesswerte der Individuen sehr ähnlich wird als nächstes mutiert, sodass eine größere Veränderung der Individuen bewirkt wird. Ansonsten wird gleichverteilt

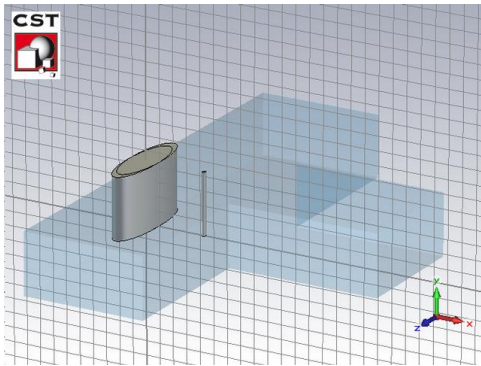


Abbildung 4. Hohlleiter-T-Stück mit optimaler eingebrachter Struktur.

entschieden, ob rekombiniert oder mutiert werden soll.

Wird rekombiniert, so wählt der Algorithmus unter den selektierten Individuen zwei aus, die zu einem Individuum zusammengeführt werden. Dies geschieht indem die Gene vor einem zufällig bestimmten Index vom ersten ausgewählten Individuum genommen werden und die Gene ab diesem Index vom Zweiten. Das wird so oft wiederholt bis die gewünschte Anzahl an neuen Individuen entstanden ist.

Bei der Mutation bestimmt der Algorithmus zunächst für jedes selektierte Individuum zufällig, welche Gene variiert werden sollen. Anschließend werden diese Gene verändert, indem diese durch zufällige Werte in den entsprechenden Grenzen (wie oben beschrieben) ersetzt werden.

Die Reproduktion sucht die weniger geeigneten Individuen aus der gegebenen Generation. Diese werden durch die mittels Rekombination bzw. Mutation neuentstandenen Individuen ersetzt, wenn die neuen Individuen einen größeren Fitnesswert haben.

So können optimale Parameter für die Strukturen gefunden werden, sodass der $-|S_{11}|$ -Parameter maximiert wird.

Domke

D. Ergebnisse

Um ein gutes Ergebnis zu erreichen, werden mehrere Durchläufe benötigt. Ein Durchlauf dauert bei zehn zu verändernden Individuen etwa 5 Minuten auf einem PC mit 8 GB RAM und einem Intel(R) Core(TM) i5-2400 CPU mit 3.10 GHz Taktung. Bei 400 Durchläufen erreicht der oben beschriebene Algorithmus die in Abbildung 4 dargestellte Anordnung mit $fit(g_{opt}) = -0,069$ (siehe auch Abbildung 5) und folgenden Parametern:

$$g_{opt} = (0,2 \quad 0,12 \quad 3,37 \quad 1,03 \quad 0,32 \quad 4,29 \quad -0,1)^T.$$

Allerdings sind sowohl die optimalen Parameter als auch die Anzahl der Durchläufe pro Startgeneration variabel, da der Algorithmus auf Zufall basiert und die Lösung des gegebenen Problems nicht eindeutig ist.

Domke

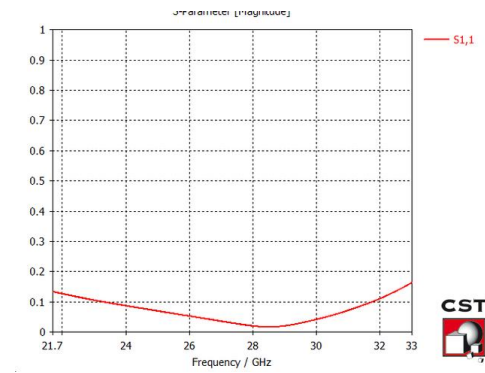


Abbildung 5. $|S_{11}(f)|$ zu dem Hohlleiter-T-Stück aus Abbildung 4

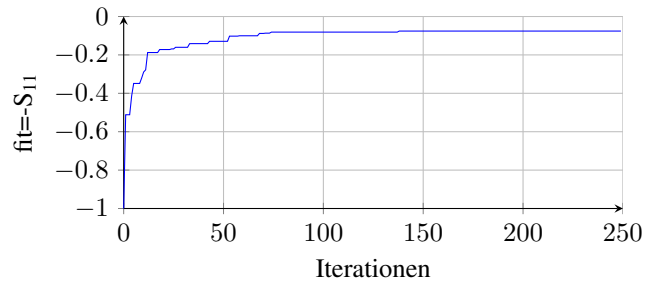


Abbildung 6. Beispielhafte Entwicklung der Fitness eines Individuums innerhalb der ersten 250 Iterationen

IV. VERGLEICH MIT ANDEREN OPTIMIERERN

Neben der Anwendung von genetischen Algorithmen zur Optimierung existieren noch zahlreiche andere Verfahren. In den folgenden Abschnitten soll deshalb der genetische Algorithmus zur Optimierung im Allgemeinen und speziell der im Rahmen des Projektes implementierte Optimierer mit anderen verglichen werden. Klages

A. Vergleich zwischen verschiedenen Arten von Optimierern

Genetische Algorithmen unterscheiden sich von den meisten Optimierungsverfahren dadurch, dass keine Ableitung des zu minimierenden bzw. maximierenden Funktionals benötigt wird. Ein weiterer wesentlicher Unterschied ist, dass sie auch auf Optimierungsprobleme mit lokalen Extrema angewandt werden können.

Ein weiteres Verfahren, welches ohne Ableitung auskommt ist das Downhill-Simplex-Verfahren. Dabei handelt es sich um ein ebenfalls iteratives Verfahren, welches aus einer bestimmten Menge Parametervektoren eine neue potentielle Lösung bestimmt und diese entweder verwirft oder durch diese einen schlechteren Parametervektor ersetzt [5].

Verfahren, die die erste Ableitung des Funktionals verwenden, sind unter anderem das Konjugierte-Gradienten-Verfahren [1] und das Quasi-Newton-Verfahren. Ist der Gradient leicht zu berechnen sind diese Verfahren häufig schneller als die ableitungsfreien Verfahren. Bei der Anwendung aller dieser Verfahren treten aber Schwierigkeiten

auf, wenn lokale Optima im betrachteten Gebiet vorliegen.

Zusammengefasst lässt sich also formulieren, dass sich bei bekannter Ableitung des Funktionals nach den zu optimierenden Parametern Verfahren anbieten, die diese Information nutzen. Dies gilt insbesondere, wenn ein eindeutiges Extremum vorliegt, also keine Schwierigkeiten mit lokalen Optima auftreten können. Genetische Optimierer sind dagegen von Vorteil, wenn nicht bzw. nur mit erheblichem Aufwand differenzierbare Funktionale vorliegen. Sie sind auch mit geringer Systemkenntnis anwendbar und auch auf Systeme, die lokale Optima besitzen.

Klages

B. Vergleich mit Optimierern aus CST MICROWAVE STUDIO®

Um die Ergebnisse des implementierten Optimierers bewerten zu können, soll nun ein Vergleich mit den Ergebnissen anderer Optimierer durchgeführt werden. Die Simulationssoftware CST MICROWAVE STUDIO® stellt vier lokale (Trust Region Framework, Interpolated Quasi Newton, Classic Powell, Nelder Mead Simplex) und zwei globale Optimierer (Genetic, Particle Swarm) bereit. Zum Vergleich verwendet wurde zum einen der Genetische Optimierer (GO CST) als globale Variante, sowie Trust Region Framework (TRF CST) und Nelder Mead Simplex (NMS CST) als lokale Optimierer.

In Tabelle I sind die Fitnesswerte und in Tabelle I die Parametervektoren aufgeführt. Für jedes Verfahren wurden die Parametergrenzen

$$\begin{aligned}
 h_{i,\min} &= 0,1 \text{ mm}, & h_{i,\max} &= 3 \text{ mm}, & i &= 1, 2, 3, 4 \\
 x_{i,\min} &= -3 \text{ mm}, & x_{i,\max} &= 9,32 \text{ mm}, & i &= 1, 2 \\
 z_{2,\min} &= 0 \text{ mm}, & z_{2,\max} &= 10 \text{ mm}
 \end{aligned}$$

vorgegeben und das Frequenzband $\Delta f = 21,7 - 33 \text{ GHz}$ eingestellt.

Da sich die durch die verschiedenen Verfahren gefundenen Parameter stark unterscheiden, liegt die Vermutung nahe, dass es sich um ein Problem mit mehreren lokalen Optima handelt.

Tabelle I
ERGEBNISSE DER OPTIMIERER IM VERGLEICH

	Anzahl Simulationen	fit= $-\tilde{S}_{11}$
GO CST	84	-0,2555
TRF CST	84	-0,1100
NMS CST	84	-0,1149
GO	90	-0,2778
GO	4000	-0,0686

Die Ergebnisse zeigen, dass der hier vorgestellte genetische Optimierer den anderen Optimierern unterlegen ist. Allerdings zeigt die geringe Differenz des Fitnesswertes zum Genetischen Optimierer aus CST auch, dass der hier vorgestellte Optimierer gute Ergebnisse liefert.

Klages

Tabelle II
AUSGEBEBENE PARAMETER DER OPTIMIERER NACH 84 (BZW. 90) SIMULATIONEN IM VERGLEICH

	h_1	h_2	h_3	h_4	z_2	x_1	x_2
GO CST	1	0,99	1,25	2,31	2,45	-1,42	1,59
TRF CST	0,11	1,42	0,22	0,20	10	2,79	7,93
NMS CST	0,1	3	(0,1)	(2,68)	1,12	(-3)	(8,79)
GO (90)	0,58	0,64	0,28	2,21	-1,73	4,20	-0,44

V. FAZIT

Es hat sich gezeigt, dass bereits nach wenigen Durchläufen des genetischen Optimierers eine deutliche Verbesserung des Transmissionsverhalten des Hohlleiter-T-Stücks erreicht werden kann. Aber auch, dass eine lange Laufzeit des Optimierers nur geringfügige weitere Verbesserungen bewirkt (vgl. Abbildung 6).

Diese geringfügigen Veränderungen bzw. die Stagnation könnten daraus resultieren, dass die Auswahl der genetischen Operatoren nicht ausreichend an die Veränderung der Generation angepasst ist. So könnte es hilfreich sein die Anzahl der zu mutierenden Gene nicht von Beginn an festzulegen sondern an den Verlauf der Fitnesswerte der Generation anzupassen. Für eine verbesserte Anwendung der Rekombination wäre es möglicherweise förderlich die Vielfalt der erzeugbaren Kinder zu erhöhen. Dies könnte durch eine sich verändernde Auswahl der Elternteile zu einem Elternpaar erfolgen, aber auch durch eine andere Art der Rekombination.

Weiterhin hat sich gezeigt, dass die Fitnesswerte in den ersten Durchläufen stark von der Fitness der Startgeneration abhängen. Hier könnte die parallele Durchführung mehrerer Optimierer mit unterschiedlichen Startgenerationen und einer gelegentlichen Verknüpfung dieser durch Rekombination bzw. Migration Abhilfe schaffen (vgl. Parallel Island Model [3]). Dies könnte auch die Wahrscheinlichkeit verringern, dass der Optimierer in der Nähe eines lokalen Optimums stagniert.

LITERATUR

- [1] J. R. Shewchuk, *An Introduction to the Conjugate Gradient Method Without the Agonizing Pain*, 1 1/4rd ed. Pittsburgh, Carnegie Mellon University, 1994.
- [2] J. Hirokawa, K. Sakurai, M. Ando, N.Goto, *An Analysis of a Waveguide T Junction with an Inductive Post*, IEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 39, No. 3, 1991.
- [3] D. Whitley, *An Overview of Evolutionary Algorithms: Practical Issues and Common Pitfalls*, Colorado State University, 2001.
- [4] D. M. Pozar, *Microwave Engineering*, 4rd ed. University of Massachusetts at Amherst, 2012.
- [5] J. A. Nelder, R. Mead, *A simplex method for function minimization*, Computer Journal, Band 7, 1965.
- [6] D. Hömberg, *Nichtlineare Optimierung*, Technische Universität Berlin, Institut für Mathematik, SS12.
- [7] R. Schuhmann, *Vorlesung Elektromagnetische Feldsimulation - Zeitveränderliche Felder Transient*, Technische Universität Berlin, Institut für Theoretische Elektrotechnik, SS14.
- [8] Prof. Dr. H. Kleine Büning, O. Kramer, C.-K. Ting, http://ww2.cs.uni-paderborn.de/cs/ag-klbue/de/courses/ws04/ea/students/ga_report.pdf, Universität Paderborn, 14 Juli 2014
- [9] www.mathematik.uni-marburg.de/foogen/Lehre/ws08/ParProg/Folien/ParProg0.pdf, Universität Marburg, 14 Juli 2014