

Niclas Wollweber

Genetische Algorithmen für die Strukturberechnung und die Optimierung strukturmechanischer Bauteile

Grundlagen, Stärken und Schwächen anhand praxisnaher
Beispiele mittels Finite-Elemente-Methode

Masterarbeit

BEI GRIN MACHT SICH IHR WISSEN BEZAHLT



- Wir veröffentlichen Ihre Hausarbeit, Bachelor- und Masterarbeit
- Ihr eigenes eBook und Buch - weltweit in allen wichtigen Shops
- Verdienen Sie an jedem Verkauf

Jetzt bei www.GRIN.com hochladen
und kostenlos publizieren



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek:

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de/> abrufbar.

Dieses Werk sowie alle darin enthaltenen einzelnen Beiträge und Abbildungen sind urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die nicht ausdrücklich vom Urheberrechtsschutz zugelassen ist, bedarf der vorherigen Zustimmung des Verlanges. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Bearbeitungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen, Auswertungen durch Datenbanken und für die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronische Systeme. Alle Rechte, auch die des auszugsweisen Nachdrucks, der fotomechanischen Wiedergabe (einschließlich Mikrokopie) sowie der Auswertung durch Datenbanken oder ähnliche Einrichtungen, vorbehalten.

Impressum:

Copyright © 2016 GRIN Verlag
ISBN: 9783668652972

Dieses Buch bei GRIN:

<https://www.grin.com/document/414113>

Niclas Wollweber

Genetische Algorithmen für die Strukturberechnung und die Optimierung strukturmechanischer Bauteile

**Grundlagen, Stärken und Schwächen anhand praxisnaher Beispiele mittels
Finite-Elemente-Methode**

GRIN - Your knowledge has value

Der GRIN Verlag publiziert seit 1998 wissenschaftliche Arbeiten von Studenten, Hochschullehrern und anderen Akademikern als eBook und gedrucktes Buch. Die Verlagswebsite www.grin.com ist die ideale Plattform zur Veröffentlichung von Hausarbeiten, Abschlussarbeiten, wissenschaftlichen Aufsätzen, Dissertationen und Fachbüchern.

Besuchen Sie uns im Internet:

<http://www.grin.com/>

<http://www.facebook.com/grincom>

http://www.twitter.com/grin_com

Fakultät für Maschinenbau
Studiengang: Computer Aided Engineering (CAE)

Masterarbeit

**Genetische Algorithmen für die Strukturberechnung und die Optimierung
strukturmechanischer Bauteile -
Grundlagen, Stärken und Schwächen anhand praxisnaher Beispiele mittels
Finite Elemente Methode**

Autor: Niclas Wollweber

Ort: München
Abgabetermin: 31.08.2016
Bearbeitungszeit: fünf Monate

Inhaltsverzeichnis

Aufgabenstellung	1
1. Einleitung	2
2. Theoretische Grundlagen	3
2.1 Evolutionäre Algorithmen (EA) auf Basis der Evolutionsstrategie	3
2.2 Der Ursprung evolutionärer Algorithmen.....	4
2.3 Evolutionäre Algorithmen in der Technik.....	5
2.4 Begriffserklärungen und thematische Einordnung	6
2.5 Stand der Forschung und Technik im Bereich Optimierung mit EA in der Strukturmechanik	7
2.6 Die grundlegenden Prinzipien als Ausgangspunkt für die weiteren Methoden und Anwendungen in der Optimierung.....	8
2.6.1 Praxisnahe Anwendungen evolutionärer Algorithmen anhand eines Beispiels aus der Materialmodellierung	8
2.6.2 Optimierung anhand des Mutations-Selektionsprinzip	12
2.6.3 Optimierung nach dem Prinzip der Rekombination	13
2.6.4 Grundsätzliche Vor- und Nachteile von EA als Optimierungsmethode	14
2.7 Verwandte Optimierungsprinzipien	15
2.7.1 Gemeinsamkeiten der Verfahren	15
2.7.2 Simulated Annealing (SA)	16
2.7.3 Threshold Accepting (TA)	17
2.7.4 Record-to-Record-Travel (RR) und Sintflut-Algorithmus (SI)	18
2.8 Vergleich der genannten Verfahren zu den EA.....	19
2.9 Multi-Objective-Genetic-Algorithm (MOGA)	21
3. Optimierung in der Strukturmechanik	22
3.1 Optimierungsprobleme.....	23
3.2 Allgemeine Optimierungsmethoden strukturmechanischer Bauteile in der Technik und erste Auswahlkriterien	23
3.3 Kriterien für den Einsatz mit der Optimierungssoftware	24

4. Stand der Forschung und Technik nach VDI-Richtlinie 6224	25
4.1 Einführung, Realisierung, allgemeine und technische Anwendungen mit EA nach VDI	26
4.2 Klassische Aufgabenstellungen aus der Strukturmechanik mittels EA aus der VDI Richtlinie 6224	28
4.3 Funktion der EA in Finite-Elemente-Methoden	31
4.3.1 Einordnung der Optimierung mit EA in FE-Methoden	31
4.3.2 Ursprung der FE-Optimierungsmethoden und die Selbstoptimierung	32
4.3.3 Grenzen und Parameterwahl in der FEM nach VDI-Richtlinie 6224	36
4.4 Zusammenfassung.....	36
5. Einführung in die Software Hyper-Study	37
5.1 Einordnung und Beschreibung der Software im Designprozess	37
5.2 Einführung in die eingesetzte Software „Altair Hyper-Study 14.0“	40
5.2.1 Grundfunktionen in Hyper-Study	40
5.2.2 Anlegen und auswählen einer neuen Studie	45
5.2.3 Der Ansatz von Hyper-Study bei der Modellierung	48
5.3 Begriffe und Lösungsverfahren bei der Optimierung.....	50
5.3.1 Begriffe.....	50
5.3.2 Lösungsklasse <i>ARSM</i>	52
5.3.3 Lösungsklasse <i>GA</i>	55
5.3.4 Lösungsklasse <i>GRSM</i>	59
5.3.5 Lösungsklasse <i>MOGA</i>	61
5.3.6 Lösungsklasse <i>MFD</i>	65
5.3.7 Lösungsklasse <i>SQP</i>	67
6. Praxisnahe Beispiele aus der Strukturmechanik.....	69
6.1 Biegebalken	70
6.1.1 Modellaufbau in HM	71
6.1.2 Aufgabenstellung	76
6.1.3 Modell mit 1 DV.....	78
6.1.4 Modell mit 2 DV.....	115
6.1.5 Modell mit 4 DV.....	122
6.1.6 Modell mit 5 DV.....	127
6.1.7 Modell mit 10 DV.....	132
6.1.8 Modell mit 20 DV.....	139

6.1.9 Vergleich der vorgestellten Beispiele „Biegebalken“	146
6.2 Instabilität durch Kippen.....	147
6.2.1 Aufgabenstellung	148
6.2.2 Modellaufbau in HM	149
6.2.3 Modellaufbau in HS.....	151
6.3 Instabilität durch Knicken	155
6.3.1 Aufgabenstellung	156
6.3.2 Modellaufbau in HM	157
6.3.3 Modellaufbau in HS.....	160
6.4 Sandwichstruktur	164
6.4.1 Modellaufbau in HM	165
6.4.2 Modellaufbau in HS.....	168
6.4.3 Ergebnisse beim Beispiel „Sandwichelement“	171
7. Ergebnisse	173
7.1 Biegebalken	173
7.1.1 Modell mit 1 DV.....	174
7.1.2 Modell mit 2 DV.....	179
7.1.3 Modell mit 4 DV.....	183
7.1.4 Modell mit 5 DV.....	188
7.1.5 Modell mit 10DV.....	193
7.1.6 Modell mit 20 DV.....	202
7.2 Instabilität durch Kippen.....	210
7.3 Instabilität durch Knicken	215
8. Analyse der Ergebnisse	222
8.1 Analyse der Beispiele „Biegebalken“.....	222
8.2 Analyse des Beispiels „Instabilität durch Kippen“	227
8.3 Analyse des Beispiels „Instabilität durch Knicken“	228
8.4 Analyse und Vergleich der eingesetzten genetischen Algorithmen mit den konventionellen Verfahren	229
9. Vergleich zwischen der Optimierung in HS und HM.....	230
10. Zusammenfassung und Ausblick	233
Literaturverzeichnis	234

Aufgabenstellung

Das Ziel dieser Arbeit gliedert sich in zwei Teile. Der erste Teil beschäftigt sich mit den sogenannten Evolutionären Algorithmen, die bereits seit Mitte des letzten Jahrhunderts existieren. Dabei sollen die wesentlichen Schwerpunkte für den zweiten Teil der Arbeit mittels einer ausgiebigen Literaturrecherche herauskristallisiert und vorbereitet werden. Außerdem umfasst der erste Teil eine Gegenüberstellung verschiedener, zum Teil neuer Lösungsverfahren und vergleicht diese. Zudem sind die Grundlagen, Definitionen und Anwendungsbereiche abzugrenzen. Besonders hervorzuheben ist, dass ein besonderer Fokus auf dem praxisnahen Anwendungsbereich der Strukturmechanik liegt, sodass die Vielzahl von existierenden Lösungsmöglichkeiten gefiltert und gezielt auf diesen Bereich eingesetzt werden muss. Zur Veranschaulichung sind in diesem Teil der Arbeit theoretische Beispiele notwendig, die im Rahmen dieser Arbeit festzulegen sind.

Der zweite Teil der Arbeit behandelt den Umgang mit der Optimierungssoftware „Hyper-Studio“ der Firma Altair Engineering. Dabei gilt es zunächst das Programm zu beschreiben, Beispiele zu definieren und die Lösungsmöglichkeiten darzustellen. Hierbei sei zu beachten, dass seitens der Universität der Bundeswehr München keinerlei Erfahrung mit komplexeren Solver-Optimierungstools, wie Hyper-Studio, vorliegt. Deshalb ist die Beschreibung der einzelnen Schritte besonders ausführlich dargestellt, sodass ein weiteres Ziel dieser Arbeit die Einführung in die Software beinhaltet. Schließlich erfolgt die Optimierung mit u. a. verschiedenen genetischen Algorithmen. Dabei werden im Rahmen von Hyper-Studio verschiedene Methoden vorgestellt. Aufgrund der engen Verknüpfung von Altair Hyper-Mesh mit Hyper-Studio werden gewisse Grundlagen beim Umgang mit Altair Hyper-Mesh beim Leser vorausgesetzt. Zuletzt lassen sich die hier gewonnen Ergebnisse noch in Form eines Ausblicks darstellen, der für weitere komplexere Optimierungen verwendet werden kann.

1. Einleitung

Im Zuge der Wirtschaftlichkeit eines Unternehmens ist bei der Auslegung der meisten strukturmechanischen Bauteile der Einsatz der Finiten-Elemente-Methode nicht mehr wegzudenken. In den letzten Jahrzehnten hat sich diese Methode aufgrund der steigenden Rechnerleistung stark weiterentwickelt. Dabei hat sich Software von den verschiedensten Herstellern auf dem Markt etabliert. Auch die möglichen Funktionen sind vielfältig und reichen von linear statischen Berechnungsansätzen hin zu komplexen nichtlinearen oder kinematischen Analysen. Neben der Hauptaufgabe, nämlich der Berechnungen der Beanspruchungen durch die jeweiligen "Solver" der FEM-Programme, gibt es u. a. auch die Möglichkeit, eine Optimierung des Bauteils aufgrund verschiedener Aspekte durchzuführen. Diese kann z. B. in Form einer Gestaltoptimierung durchgeführt werden. Diese klassischen Optimierungsmethoden sind bereits in den meisten gängigen Finite-Elemente-Programmen hinterlegt. Der Leser sollte daher über die Grundlagen im Umgang mit Altair Hyper-Mesh oder anderer FEM-Software verfügen, um den hier gezeigten Beispielen sinngemäß folgen zu können. Ein aus rein mathematischer Sicht weitaus komplexerer Optimierungsvorgang ist jedoch die Optimierung strukturmechanischer Bauteile durch die Lösungskategorie der sogenannten genetischen bzw. evolutionären Algorithmen. Während bei der klassischen Optimierung die Durchführung des eigentlichen Optimierungsprozesses durch den Anwender im Vordergrund steht, sind Optimierungsmethoden, die auf evolutionären Algorithmen basieren, in der Lage, Fehler nach dem Evolutionsprinzip in nachfolgenden Analysen automatisch zu verbessern. Dabei greift die Software auf die in der Informatik bekannten Algorithmen zurück. Auch in anderen Bereichen, wie z. B. der Schaltungstechnik oder der Mess- und Regelungstechnik sind diese Algorithmen im Einsatz. Branchenübergreifend basieren diese jedoch auf dem Prinzip der biologischen Evolution. Bezieht man dieses Prinzip auf die Technik und insbesondere den Einsatz von Computern, so spricht man auch von maschinellem Lernen, also dem selbstständigen Lernen einer Maschine aus zuvor gemachten Fehlern. Dieses evolutionäre Prinzip nach dem Vorbild des natürlichen Selektionsprinzips wird in dieser Arbeit mit den evolutionären Algorithmen in Zusammenhang gebracht. Im Rahmen einer Literaturrecherche sind daher die wichtigsten Kenntnisse, die zur Bearbeitung der Aufgabenstellung mit Hyper-Studio notwendig sind, zu selektieren.

Um mit der Durchführung praxisnaher Beispiele beginnen zu können, ist zunächst eine Reihe von theoretischen Grundlagen notwendig, die im folgenden Kapitel definiert werden.

2. Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel werden die wichtigsten Grundlagen zusammengefasst, um die Thematik der Optimierung der in dieser Arbeit gezeigten Beispiele veranschaulichen zu können. Dabei wird die Herkunft des Begriffes der evolutionären Algorithmen als Startpunkt gewählt. Anschließend erfolgt der Bezug zu technischen Zusammenhängen und folglich die Einordnung in den Kontext dieser Arbeit. In den nächsten Kapiteln werden die beiden wichtigsten Verfahren, nach denen in der Natur und in allen technischen Aufgabenstellungen optimiert wird, vorgestellt. Auf diesen basieren die meisten Optimierungsmethoden und Werkzeuge, die in FE-Programmen enthalten sind und die sich nach dem heutigen Stand der Technik auf dem Markt industriell etabliert haben.

2.1 Evolutionäre Algorithmen (EA) auf Basis der Evolutionsstrategie

Da die hier gezeigte Optimierung mit der Optimierungssoftware „Hyper-Study“ sogenannte evolutionäre Algorithmen (EA) beinhaltet, ist zunächst die Herkunft dieses Begriffes zu klären.

Nach (1), (4), (14), (17) geht dieses Prinzip auf die Evolutionstheorie von Charles Darwin zurück. Darwins Theorie wurde tausendfach bestätigt und gilt als fundierteste Theorie der modernen Biologie (2). Die Theorie soll an dieser Stelle nicht weiter vertieft werden.

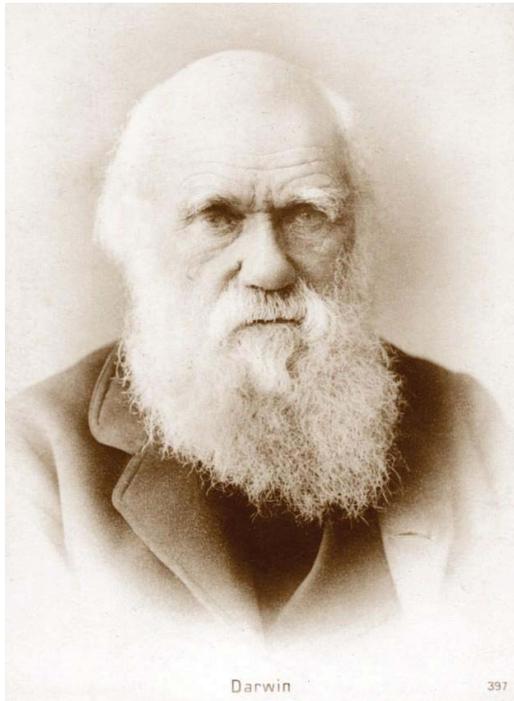


Bild 1: Der Evolutionsforscher Charles Darwin (*1809 - †1882) begründete die moderne Evolutionstheorie. Auf seinem Werk basieren auch die in dieser Arbeit vorkommenden modernen EA. ⁽³⁾

2.2 Der Ursprung evolutionärer Algorithmen

Bereits seit den 1950er und den frühen 1960er-Jahren hat man die Grundmechanismen der biologischen Evolution versucht im Grundkontext zu abstrahieren und auf praktische Anwendungen zu beziehen (4). Dabei entstanden sehr viele erste Ansätze, die als Vorläufer der heutigen EA gelten. Beispielsweise die sog. EVOP-Methode von Box (Prozessoptimierung), die Verfahren von Bremermann oder die heute maßgeblichen Verfahren von Rechenberg und Schwefel, die an der Optimierung des Windwiderstandes eines Stromlinienkörpers arbeiteten und dabei auf Probleme gestoßen sind, die mathematisch nicht lösbar waren. Dadurch kam man auf die Evolutionsstrategie in Bezug auf praktische Anwendungen, bei dem der Stromlinienkörper nach dem Vorbild der Natur in einfacher Form immer weiter „von Hand“ optimiert wurde. Die Fehlschläge in den frühen 1960er Jahren sind oft auf zu schwache Rechnerleistungen zurück zu führen. Lawrence J. Fogel, Alvin J. Owens und Michael J. Walsh suchten in San Diego nach einer Möglichkeit, künstlich intelligente Automaten zu entwerfen (4). Diese sollten Problemlösungen für die jeweils gegebene Aufgabenstellung generieren. Die Pioniere befassten sich daher mit Symbolvorhersage-Experimenten. Dabei wurde ein evolutionäres Entwurfskonzept entwickelt, bei dem die Hauptoperationen die Mutation und die Selektion bilden. Dabei spricht man von Evolutionäre Programmierung (EP). Man versprach sich außerdem, das Phänomen „künstliche Intelligenz“ besser verstehen zu können. John H. Holland gelang es schließlich, bei der Untersuchung einer Theorie zu adaptiven Systemen, seine Problemstellung mit einem Genetischen Algorithmus (GA) zu lösen. Diese gehen auf die späten 1960er bis zu den frühen 1970er Jahre zurück. Basierend auf H. Holland sind in Bezug auf die hier behandelte Aufgabenstellung heutzutage die modernen Genetischen Algorithmen und die Genetische Programmierung besonders interessant. Diese entsprechen nach (4) dem heutigen Stand der Technik.

2.3 Evolutionäre Algorithmen in der Technik

„Evolutionäre Algorithmen sind eine Klasse von Verfahren, mit denen – angelehnt an das Vorbild der biologischen Evolution – Problemlösungen automatisch generiert werden.“ (5) S. V)

Die im vorherigen Kapitel genannten Verfahren sind bereits seit Jahrzehnten bekannt und werden auch kommerziell genutzt. Besonders das Verfahren der evolutionären Programmierung ist in der Informatik nicht mehr wegzudenken. Auch in der Mathematik im Bereich der Kombinatorik kommt EP vor. Sie behandelt dabei das „klassische Rundreiseproblem“. Beispielsweise wird eine Rundreise durch 100 Städte gesucht, bei dem jede Stadt nur einmal besucht werden darf und die Tour zum Ausgangspunkt zurückführen muss und die Gesamtlänge minimal sein soll. Der Suchraum umfasst bei diesem Problem $100!$ verschiedene Lösungen. Das Problem kann mit Permutationen gelöst werden (4). Auch die meisten Fahrpläne des öffentlichen Personennahverkehrs in den meisten Städten sind auf diese Art und Weise aufgebaut. Es lassen sich eine Vielzahl von Problemstellungen aus den verschiedensten Bereichen finden, die vor allem heutzutage interessant sind. Diese reichen von dem Bereich der Neuroinformatik und Neurobiologie über die Optimierung von Struktur und Parametern künstlicher Neuronale Netze, Datenbanken und automatischer Spracherkennung, was angesichts der vernetzten globalisierten Welt immer mehr Nachfrage erfahren hat. Nach (4) sind im naturwissenschaftlich-technischen Bereich Entwurfsaufgaben bei der Entwicklung von Mikroprozessoren in der Elektrotechnik und Datenverarbeitung, die Pfadplanung für mobile Roboter im Bereich digitale Fabrik und Fertigungstechnik oder Regelungstechnische Anwendungen zu nennen. Betriebswirtschaftlich lassen sich diese Lösungsklassen ebenfalls nutzen, indem sie zur Losgrößen und Auftragsreihenfolgeplanungen in der Produktion (PSS-Systeme), der Personaleinsatzplanung, der Kundenklassifizierung, der Kraftwerkseinsatzplanung oder der Absatzprognose genutzt werden können. Diese und viele weitere Bereiche hier aufzulisten ist nicht das Ziel dieser Arbeit, sie zeigt jedoch auf, wie vielseitig einsetzbar diese Lösungsverfahren sind. Trotz vielfältiger Möglichkeiten fallen jedoch trotzdem Gemeinsamkeiten der unterschiedlichen Bereiche auf. Man kann festhalten, dass die EA – als eine Klasse von Verfahren – immer dann zum Einsatz kommen können, wenn eine Zielfunktion mit einer festgelegten Ausgangsfunktion abgebildet und optimiert werden soll. Speziell ist dies bei hoher Komplexität eines technischen Systems gegeben. Dies ist auch der Ansatz, der für die praxisnahen Beispiele mit der Optimierungssoftware Hyper-Studio von Altair im Rahmen dieser Arbeit wichtig ist.

2.4 Begriffserklärungen und thematische Einordnung

Die Klasse der evolutionären Algorithmen unterscheiden sich nach (4) in vier Hauptströmungen. Mit „Evolutionäre Lösungsklassen“ als Oberbegriff gliedern sich diese wie folgt:

Evolutionäre Lösungsklassen:

- Genetische Algorithmen (GA) bzw. Evolutionäre Algorithmen (EA)
- Genetische Programmierung (GP) (eine moderne Unterform von GA)
- Evolutionsstrategien (ES)
- Evolutionäre Programmierung (EP)

Für diese Arbeit sind vor allem die genetischen Algorithmen relevant, da diese in vielen technischen Anwendungen vorkommen und auch die Klasse von Lösungsverfahren sind, die in den praxisnahen Beispielen mit der Software Hyper-Study verwendet werden. Genetische Algorithmen (GA) meint in diesem Zusammenhang und in dieser Arbeit immer den praktischen Bezug zu Hyper-Study oder anderen Optimierungsprogrammen. GA ist eine Unterform der EA. Der Begriff EA beinhaltet den Oberbegriff für die auf Basis der Evolutionstheorie basierenden Algorithmen. EA hat hier einen theoretischen Bezug und wird im Rahmen der Literaturrecherche verwendet. In der späteren Anwendung spricht man grundsätzlich von GA. Da es hier jedoch Unterschiede bei den Lösungscharakteristika gibt, spricht man in den theoretischen Grundlagen aufgrund verschiedener Abwandlungen von den EA. In Hyper-Study werden jedoch GA verwendet. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit werden also beide Begriffe und Abkürzungen (GA und EA) verwendet.

Im Folgenden sollen nun die wichtigsten Begriffe erklärt werden, die für die Anwendungen benötigt werden und zum anderen im weiteren Verlauf der Arbeit immer wieder mal Erwähnung finden. Die nachfolgende Tabelle stellt dabei nach (4) die wichtigsten Begriffe gegenüber.

Begriff	Bedeutung für die EA in der Anwendung
Population	mehrere Parametersätze / Datenreihen / mehrere Werte
Eltern	1 Ausgangswertepaar aus den Datensätzen
Kinder / Nachkommen	auf Eltern nachfolgende Wertepaare
Mutation	Entwicklung eines Nachkommen in ein Elternteil
Generation	Anteil Eltern und Nachkommen der gleichen Wertereihe
Selektion	Auswahl bestimmter Wertepaare
Fitness	Wahrscheinlichkeit, wie gut ein Individuum die Zielfunktion erfüllt. Zielfunktion eines EA.

2.5 Stand der Forschung und Technik im Bereich Optimierung mit EA in der Strukturmechanik

In Bezug auf die hier verwendete Software Hyper-Study gibt es verschiedene Möglichkeiten, die im Programm gewählt werden können. Im praktischen Teil dieser Arbeit wird darauf noch genauer eingegangen. Es gibt jedoch in Hyper-Study unter anderem die Möglichkeit, GA zu verwenden. Dies entspricht auch dem heutigen Stand der Technik vergleichbarer Optimierungssoftware. Darauf basierend hat Altair in Hyper-Study bereits als Vorreiter auf dem Gebiet der Optimierung in der Strukturmechanik die Möglichkeit in das Programm integriert, ein kombiniertes Verfahren aus GA und Gradientenverfahren zu wählen. Dieses kombiniert die Vorteile der gängigen Verfahren mit denen der GA. Dies ist bereits ein erster Schritt in Richtung „Optimierung der Zukunft“ und läuft in Hyper-Study 13.0 bereits nach Beseitigung der Fehler einwandfrei und ist als vollwertiges Tool integriert. Einen großen Schritt weiter gehen in Zukunft die Schwarm- bzw. Partikeloptimierungen. Dies könnte sich nach (6) als zukünftiger Trend etablieren. Diese basieren auf dem gruppenspezifischen Schwarmverhalten von Vögeln. Dabei wird nach (6) der Ort, die Geschwindigkeit und die Trägheit des Partikels (also des Vogels) durch Gesetze aus dem Sozialverhalten bestimmt. Bei dieser Theorie wird schließlich davon ausgegangen, dass sich die Gruppe als Ganzes immer aufgrund der verschiedenen Informationen der einzelnen Gruppenmitglieder optimal verhalten wird. Diese Theorie wurde 1995 erstmals von Kennedy und Eberhart vorgestellt. Zu dieser Theorie existieren noch keine Optimierungstools in Hyper-Study oder vergleichbaren Programmen.

2.6 Die grundlegenden Prinzipien als Ausgangspunkt für die weiteren Methoden und Anwendungen in der Optimierung

Die im zweiten Teil der Arbeit verwendeten Algorithmen basieren auf bekannten Prinzipien und gleichen Lösungsmustern. Diese sind vom Lösungsschema her nahezu immer gleich und werden in vielen Anwendungsfällen nur ein wenig abgewandelt. Hier sollen die grundlegenden Optimierungsmethoden, wie z. B. das Prinzip der Mutation und das Prinzip der Selektion, verdeutlicht werden. Auch ist das Ziel der Arbeit, im Rahmen des ersten Teils Beispiele aus dem Bereich der Anwendungen von EA zu finden. Anhand der Beispiele werden die grundlegenden Prinzipien in den folgenden Kapiteln realisiert.

2.6.1 Praxisnahe Anwendungen evolutionärer Algorithmen anhand eines Beispiels aus der Materialmodellierung

Das Ziel dieses Kapitels ist es, anhand von ausgewählten praxisnahen Anwendungen und Beispielen in Bezug auf technische Systeme das Einsatzgebiet dieser Algorithmen besser zu verdeutlichen. Neben der in dieser Arbeit gezeigten praxisnahen Anwendung in einem finite-Elemente-Programm, gibt es in technischen Zusammenhängen eine Vielzahl von möglichen Einsatzgebieten. Aus diesem Grunde wird hier ein Einsatzgebiet ausgewählt, das eng mit dem Einsatzgebiet der Finiten-Elemente-Methode verknüpft ist und einen direkten praktischen Bezug zur FEM hat.

Das Beispiel stammt aus dem Gebiet der Kontinuumsmechanik und beinhaltet eine Aufgabenstellung der experimentellen Mechanik und Materialmodellierung.

Beispiel: *Parameteridentifikation von experimentell gemittelten Wertepaaren*

Um das Materialverhalten von zunächst unbekanntem Werkstoffen klassifizieren zu können, müssen in vielen Fällen in einem ersten Schritt die mechanischen Eigenschaften untersucht werden. Dies geschieht u. a. durch Experimente oder Versuche, die das Materialverhalten quantifizieren. Als weit verbreiteter Versuch sei hier z. B. der uniaxiale Zugversuch zu nennen. Während des Versuches wird das Verhalten des Materials beobachtet. Im Anschluss an den Versuch erfolgt in der Materialmodellierung eine mathematische Formulierung des Modells aufgrund des beobachteten Verhaltens. Diese Simulation des Materialverhaltens erfolgt mit sogenannten rheologischen Modellen. Die Lösung der dabei entstandenen Modellgleichungen erfolgt unter Zuhilfenahme der numerischen Lösungsmethoden, wie z. B. die Finite-Elemente-Methode. Nach der Simulation und der Lösung der Modellgleichungen ist als letzter Schritt im Prozess der Materialmodellierung die Interpretation der Ergebnisse, also ein Vergleich der Modellantwort mit dem realen Systemverhalten zu nennen. Man kann neben der numerischen Lösung in beispielsweise einem FE-Programm auch aufgrund von neu gewonnenen Erkenntnissen eines Materialverhaltens dieses in FE-Code umschreiben und als

neues Feature in einem FE-Programm hinterlegen. Dabei richtet sich der durchzuführende Prozess meistens nach dem in **Bild 2** gezeigten Ablaufschema.

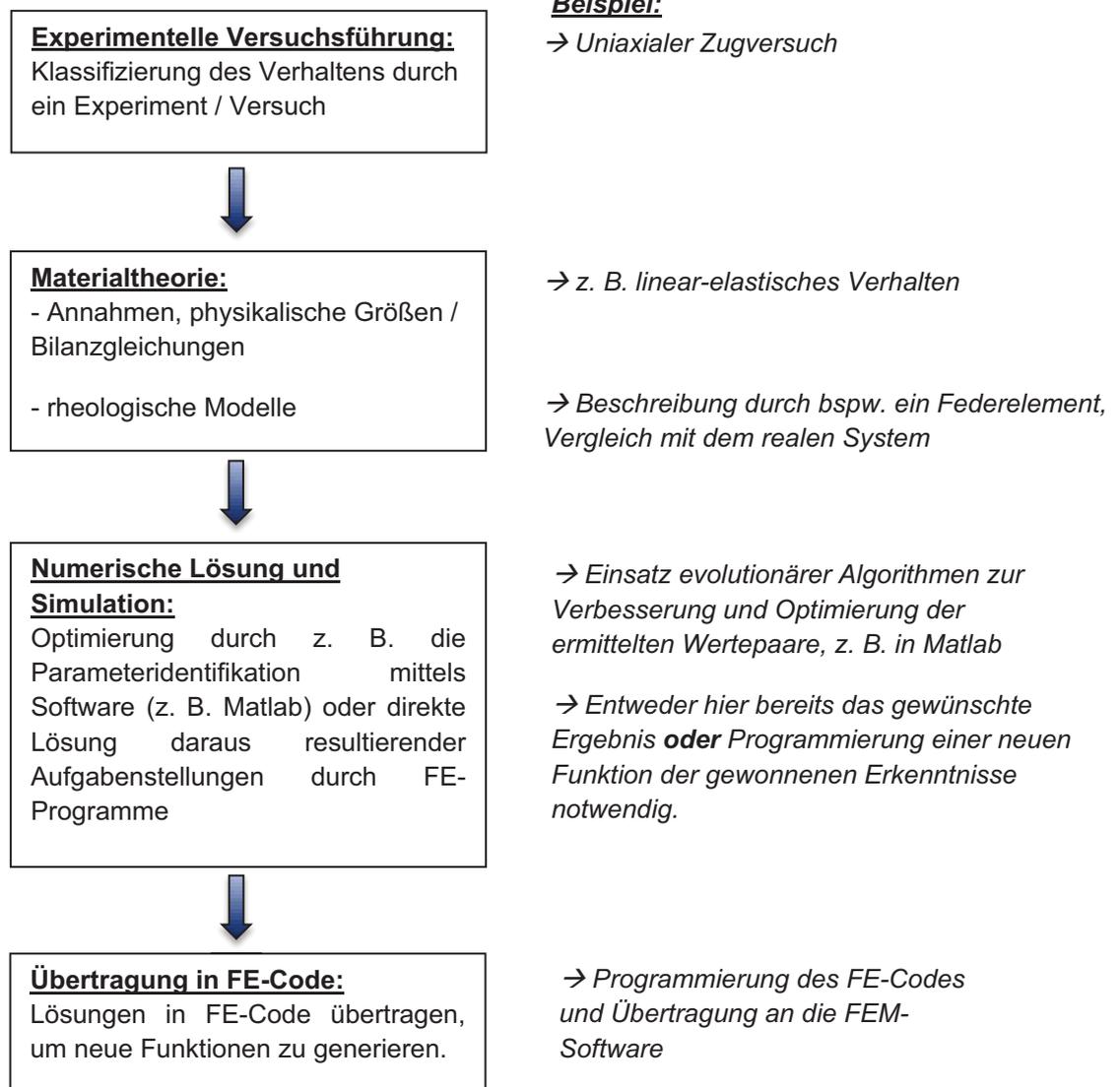


Bild 2: Ablaufschema mit Beispiel (rechts) zur Generierung von FE-Code aus experimentell ermitteltem Materialverhalten eines zunächst unbekannten Werkstoffes. Das Beispiel dient zur besseren Veranschaulichung der einzelnen Schritte.

Ein wichtiges Element sei dabei das bereits erwähnte rheologische Modell. Dieses besteht aus mechanischen Systemen, die aus einer Parallel- oder Reihenschaltung von masselosen Feder-, Dämpfer- oder Reibelementen aufgebaut sind und das jeweils betrachtende Materialverhalten symbolisieren. Sie ermöglichen es, konstitutive Gesetze zu formulieren und durch Mehrfachkombination dieser Elemente komplexes Materialverhalten abzubilden. (7) Zur Verdeutlichung sind auf dem nachfolgenden **Bild 3** die Modelle (unten) mit dem jeweiligen Materialverhalten (oben) dargestellt. Durch die Kombination der einzelnen Elemente (z. B.

die Kombination aus Federn und Dämpfer) lassen sich die gängigsten Materialverhalten, wie z. B. lineare Elastizität, Plastizität, Viskoelastizität oder Viskoplastizität abbilden.

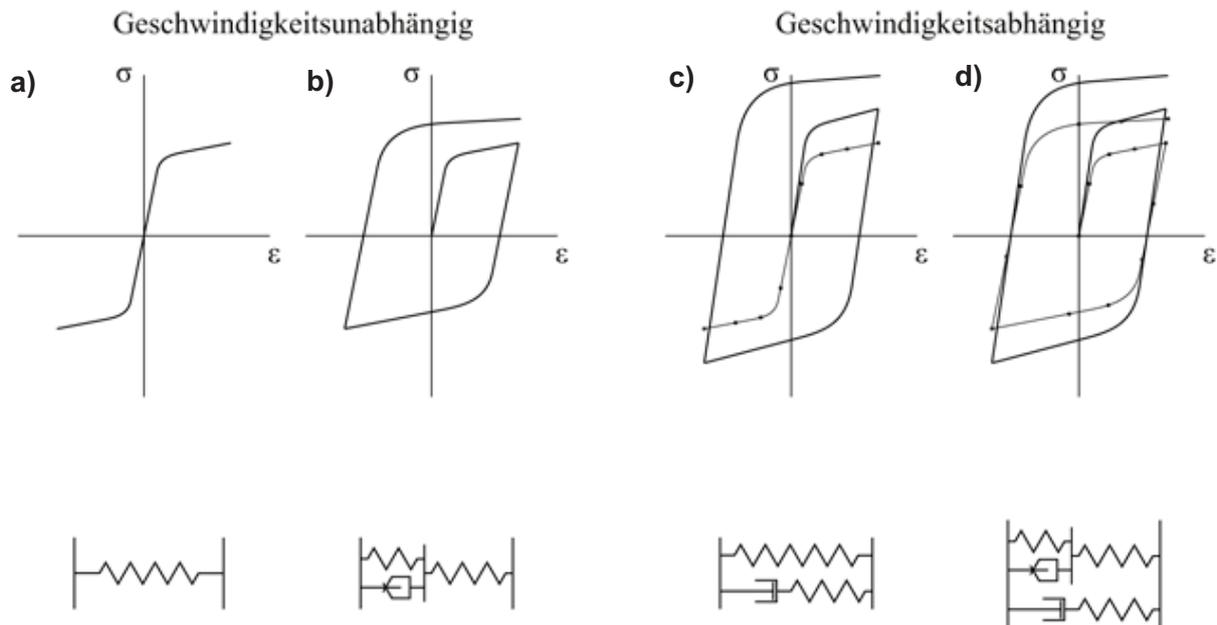


Bild 3: Grundlegende Materialverhalten (a bis d) mit dem jeweiligen rheologischen Modell (unten) und der Spannungs-Dehnungs-Antwort bei Belastung (oben).⁽⁸⁾

Bild 3 zeigt von a) bis d) die wichtigsten ratenunabhängigen (a und b) bzw. ratenabhängigen (c und d) Materialverhalten. Modell **a)** behandelt u. a. das **linear-elastische** Materialverhalten. Dieses befindet sich auf der Tangente der Geraden, die durch den Ursprung geht und bis zu den Wendepunkten der Kurve (oben und unten) dieser Grafik reicht. Erkennbar ist hier, dass im Bereich oben und unten (bei Änderung der Steigung) in diesem Bild auch die sogenannte Plastifizierung zu sehen ist. Diese ist nicht Bestandteil der linearen Elastizität, wurde hier jedoch mit aufgeführt. In diesem Fall geht es jedoch um die lineare Elastizität. Dargestellt wird dieses durch eine masselose Feder (unten). Bei dem Spannungs-Dehnungs-Diagramm entspricht der lineare Belastungspfad dem Entlastungspfad. Modell **b)** zeigt **plastisches** Verhalten eines Werkstoffes. Der Belastungspfad entspricht hier nicht mehr dem Entlastungspfad. Das rheologische Modell der Plastizität wird aus zwei Federelementen und einem Reibelement gebildet. **Viskoelastisches** Materialverhalten (Modell **c)** wird durch das sogenannte „Drei-Parameter-Modell“ abgebildet. Dieses Modell ist weit verbreitet und besteht aus der Parallelschaltung eines größeren Federelementes und eines Maxwell-Elementes. Ein Maxwell-Element besteht wiederum aus der Reihenschaltung eines Dämpfer- und eines Federelementes. Auf eine detaillierte Erklärung der Funktionsweise des 3-Parameter-Modells wird an dieser Stelle verzichtet. Durch die Belastung dieses Modells wird jedoch ein ratenabhängiges, also geschwindigkeitsabhängiges Verhalten erzielt. Bei diesem handelt es sich um eine Kombination von elastischen und plastischen Verhalten. Durch die Kombination von zwei Federn, einem Reibelement und einem dazu parallel geschaltetem

Maxwell-Element lässt sich **viskoplastisches** Materialverhalten (Modell **d**) zeigen. Dieses Modell weist eine Ratenabhängigkeit und eine Gleichgewichtshysterese auf. Auch hier wird auf eine detaillierte Erklärung verzichtet, da diese Modelle lediglich der Verdeutlichung der Notwendigkeit der später gezeigten Anwendung evolutionären Algorithmen in diesem Zusammenhang dienen.

Das hier gezeigte Beispiel behandelt das Prinzip der Parameteridentifikation. Dabei sind experimentell ermittelte Wertepaare aus einem beliebigen Versuch gegeben. Ein Identifikationsprogramm wählt Parametersätze aus und rechnet diese nach, sodass sich neue Wertepaare ergeben. Anschließend entsteht eine Fehlerfunktion, die zu minimieren ist. Die besten Parametersätze werden herangezogen, um mit sogenannten Evolutionsverfahren neue, verbesserte Parametersätze zu entwickeln. Dies kann mit dem Mutations-Selektionsprinzip oder der Rekombination erfolgen. Mit diesen Verfahren lassen sich die Parametersätze solange selektieren und verbessern, bis ein zuvor vom Anwender festgelegtes Abbruchkriterium erreicht ist. Nach (9) kann man dies vereinfacht darstellen. Dabei ist ein vereinfachter Ablauf eine zweistufige Gliederung. Diese umfasst im ersten Schritt die Mutation und im zweiten Schritt die Selektion. Dieser zweistufige Prozess ist im folgenden Kapitel erklärt und notwendig, um die gewonnen Erkenntnisse in einen FE-Code zu übertragen. Notwendig wird dies vor allem im Hinblick auf die Rechnerleistung. Da das komplette FE-Programm allgemein bereits eine hohe Anforderung an die Rechnerleistung stellt, ist es im Interesse des Anwenders, dass der übertragene Programmcode aus der numerischen Lösung aus ergebnistechnischer Sicht so genau und qualitativ hoch wie möglich, aber aus rechenzeitlicher Betrachtungsweise so gering wie möglich ausfällt, da sonst die Rechenzeit stark ansteigt und unter Umständen durch Abbruch des im FE-Programm implementierten Solvers erst gar keine Lösung durch das FE-Programm zustande kommt. Anhand des Beispiels in diesem und im folgenden Kapitel kann man erkennen, wie eng die Themengebiete Kontinuumsmechanik / Materialmodelle und FEM miteinander verbunden sind.

Im weiteren Verlauf werden nun die beiden wichtigsten Verfahren erklärt, auf der jeder für diese Arbeit wichtiger Optimierungsvorgang basiert und die Unterschiede anhand eines Beispiels verdeutlicht.

2.6.2 Optimierung anhand des Mutations-Selektionsprinzips

Das folgende **Bild 4** zeigt die Parameteridentifikation nach dem „Mutations-Selektionsprinzip“.

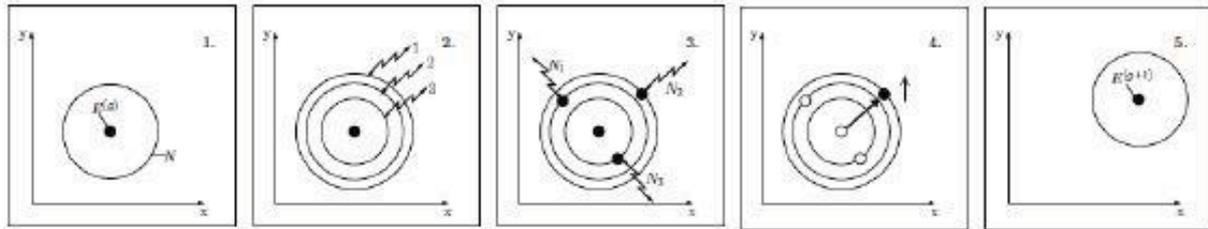


Bild 4: Das Mutations-Selektions-Prinzip zur Parameteridentifikation, hier dargestellt in 5 Schritten. ⁽⁷⁾

Die folgenden Begriffe, die zur Erklärung des Modells notwendig sind, wurden bereits in der Begriffserklärung tabellarisch erläutert.

Schritt 1) Gegeben ist ein sogenannter Eltern-Variablensatz „ $E^{(g)}$ “. Dieser stammt aus einer Generation „ g “. Um den Elternvariablensatz $E^{(g)}$ wird ein Kreis mit dem Radius „ N “ erzeugt.

Schritt 2) β -fache Modifikation des Radius N lassen β -neue Kreise entstehen, die normalverteilt um den ersten erzeugten Kreis aus Schritt 1 streuen. Man spricht hier auch von Mutation, also mehrfache Erzeugung der Kreise.

Schritt 3) Aus der Generation g entstehen β -Nachkommen durch zufällige Selektion eines Punktes auf jedem der erzeugten Kreise.

Schritt 4) Es wird die Qualität aller Nachkommen geprüft und der beste Nachkomme (hier schwarz) mit dem zugehörigen Radius (schwarzer Pfeil) gemerkt und ausgewählt.

Schritt 5) Der selektierte Variablensatz aus Schritt 4) wird zum neuen Elternsatz gewählt und mit „ $E^{(g+1)}$ “, also der Generation „ $g + 1$ “ bezeichnet. Es handelt sich dabei um die zweite Generation. Anschließend wird das Verfahren mit dem korrespondierenden Radius von 1 wiederholt und der Vorgang beginnt erneut, bis ein zuvor festgelegtes Abbruchkriterium erreicht wird.

Man kann sich das Mutations-Selektions-Prinzip auch beispielhaft anhand eines Reisenden vorstellen, der von Europa nach Asien über den Landweg reisen möchte. Dieser setzt sich einzelne Etappen, um das Ziel zu erreichen. Der Reisende startet z. B. in Deutschland und reist von dort nach Russland. In Russland angekommen reist er von dort aus weiter nach bspw. Kasachstan und von dort schließlich nach China.

Bei der Betrachtung dieses Prinzips fällt auf, dass ein definierter Ausgangspunkt (z. B. durch einen experimentell gemittelten Datensatz) und ein Endpunkt (z. B. ein zu erreichendes Abbruchkriterium) definiert sein muss.

2.6.3 Optimierung nach dem Prinzip der Rekombination

Die Parameteridentifikation von experimentell ermittelten Wertepaaren kann auch mithilfe des Prinzips der sogenannten „Rekombination“ erfolgen. Auf **Bild 5** wird dieses Prinzip dargestellt.

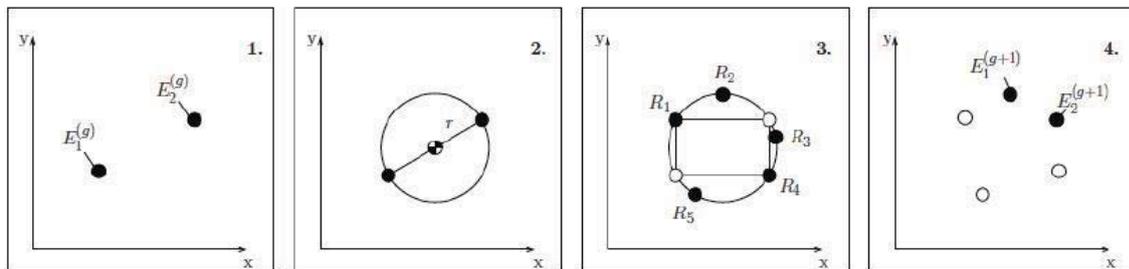


Bild 5: Das Prinzip der Rekombination, hier erläutert in 4 Schritten. ⁽⁷⁾

Schritt 1) Voraussetzung sind 2 verschiedene Elternvariablensätze $E_1^{(g)} \neq E_2^{(g)}$ der Generation g

Schritt 2) Der Abstand dieser Variablensätze wird halbiert und als Mittelpunkt eines Kreises mit dem Radius r herangezogen. Die beiden Elternvariablensätze liegen nun auf dem erzeugten Kreis.

Schritt 3) Es werden zufällig mit gleicher Wahrscheinlichkeit Punkte auf den Kreis gesetzt (R_1 bis R_5). Dadurch entstehen neue Variablensätze, also Nachkommen.

Schritt 4) Die Qualität der Nachkommen wird geprüft und die beiden besten ausgewählt. Diese werden zu den Eltern $E_1^{(g+1)}$ und $E_2^{(g+1)}$ der Generation $g+1$. Die restlichen zufällig gesetzten Nachkommen werden verworfen. Das Verfahren wird nun von Schritt 1 wiederholt.

Die steigende Genauigkeit dieses Verfahrens ergibt sich aus den immer kleiner werdenden Kreisen, die sich durch mehrfachen Durchlauf des Verfahrens ergeben. Aus diesem Grunde lässt sich das Prinzip der Rekombination auch hier durch einen Reisenden erklären. In diesem Beispiel startet der Reisende im Weltraum. Er hat als Ziel die Stadt München. Der Reisende entscheidet sich für den Planet Erde. Anschließend wählt er den Kontinent Europa. Danach grenzt der Reisende das Land ein und entscheidet sich für Deutschland. Anschließend wählt er das Bundesland Bayern und schließlich die Stadt München aus.

Unterschiede dieser beiden gezeigten Verfahren werden bereits bei der Durchführung deutlich. Das Mutations-Selektions-Prinzip basiert auf einer Mutation, es werden also um 1 Elternteil mehrere Kreise gesetzt. Bei der Rekombination hingegen gibt es 2 Elternteile, aber nur einen Kreis.

2.6.4 Grundsätzliche Vor- und Nachteile von EA als Optimierungsmethode

Die hohe Variantenvielfalt und das breite Anwendungsspektrum der EA als Lösungsklasse wirft die Frage auf, wo die Grenzen der Verfahren bei einem praktischen Einsatz liegen. Bei den meisten Lösungsverfahren zu Problemstellungen der Strukturmechanik, wie z. B. die Finite-Elemente-Methode, wird dem Anwender schnell bewusst, dass hier die Grenze bei der Rechenzeit liegen muss. Dies spielt auch für die Problemstellungen mit Hyper-Study im weiteren Verlauf dieser Arbeit eine Rolle. Die Vor- und Nachteile in Bezug auf die einzelnen Lösungsstrategien in Hyper-Study werden in einem anderen Kapitel gesondert behandelt, da es dabei nur um die praxisnahen Anwendungen im Bereich FE geht. Hier sollen grundsätzliche Vor- und Nachteile im Rahmen der theoretischen Grundlagen bei Optimierungen jeglicher Art erarbeitet werden.

Die nachfolgende Tabelle nach (4) soll einen Überblick über die Vor- und Nachteile der EA als Lösungsverfahren im Bereich der Optimierung geben, sodass diese auch als Anhalt für Problemstellungen verwendet werden können, die nicht im Bereich der Optimierung in der Strukturmechanik liegen.

Vorteile	Nachteile
<ul style="list-style-type: none"> - breite Anwendbarkeit der Basisverfahren - flexible Verfahrensgestaltung (Anpassung der Problemstellung) - Eignung für komplexe Suchräume - keine restriktiven Anforderungen an die Zielfunktion (insbesondere keine Stetigkeit oder Differenzierbarkeit erforderlich) - Basisprinzipien gut verständlich - auch bei geringer Einsicht in die Problemstruktur anwendbar - gut mit anderen Verfahren kombinierbar (gezielte Initialisierung, lokale Verbesserungsverfahren) - gut auf Parallelrechnern zu implementieren 	<ul style="list-style-type: none"> - fehlende Optimalitätsgarantie bei beschränkter Rechenzeit - relativ hoher Rechenaufwand - Ineffektivität beim Finetuning in der Schlussphase der Optimierung - Anpassung an die Problemstellung und Wahl der Strategieparameter kann schwierig sein.