

1. Prolog

Bei der Entwicklung innovativer technischer Produkte und Verfahren richtet sich der Blick zunehmend auf die Natur. Man versucht hier, von den einzigartigen Lösungen, welche die Natur hervorgebracht hat, zu profitieren (Motto: „von der Natur lernen“). Gelungene Bemühungen dieser Art gibt es in zunehmender Anzahl. Beschränkt man sich auf den Bereich der lebenden Wesen, so könnte man bei den Inspirationsquellen auf die Raubvögel (Optimierung von Tragflächenprofilen für Flugzeuge), den Kofferbildscherm (Formgebung von Automobilen) oder die neuronalen Netzen (verteilte informationsverarbeitende Systeme) verweisen.

Im vorliegenden Fall interessieren wir uns für die Wirkungsmechanismen der Natur, welche Lebewesen befähigen, ihre Lebensumstände zu optimieren. Dabei betrachten wir sowohl eher kurzfristig angewandte Verhaltensformen der Selbstoptimierung als auch die mehr Zeit in Anspruch nehmende optimale Anpassung an veränderte Umgebungsbedingungen. Das Studium der jeweils angewandten Strategien liefert uns ein Verständnis für die von der Natur benutzten Mechanismen, welche formalisiert werden können und schließlich zur Entwicklung computerbasierter Optimierungsverfahren führen. Hier möchten wir einen Eindruck von den bislang erreichten Erfolgen auf diesem Weg vermitteln.

2. Merkmale biologischer Systeme

Biologische Systeme sind – wie andere Systeme auch – in eine gewisse Umwelt eingebettet, in der sie leben und mit der sie auch interagieren. Diese Umgebung kann im vorliegenden Fall die Natur, die Lebensumwelt, Arbeitswelt, das gesellschaftliche Umfeld oder auch Anderes sein. Die Individuen suchen darin ihren Platz (ihre Nische) und möchten dort möglichst erfolgreich sein. Eine wesentliche Zielstellung besteht daher in der Maximierung ihres Erfolgs. Es gibt aber keine Garantie für fortdauernden Erfolg, da sich die Umgebung zeitlich verändern kann. Dementsprechend müssen sich die biologischen Systeme bedarfsweise neu ausrichten und versuchen, sich diesen Veränderungen langfristig anzupassen.

Biologische Systeme sind im Extremfall völlig auf sich allein gestellt. Zunächst müssen sie eigenständig festlegen, was sie zu erreichen trachten, haben sich also selbst eine *Zielstellung* vorzugeben. Dazu bedarf es der Festlegung eines geeigneten Gütemaßes. Hier kann es sich beispielsweise um die Überlebenswahrscheinlichkeit, die Lebensqualität, den eigenen Wohlstand, das finanzielle Einkommen, einen möglichst großen Gewinn bei finanziellen Transaktionen, die gesellschaftliche Anerkennung der eigenen Person oder anderes handeln.

Die nächste Frage ist, auf welchem Weg die jeweilige Zielstellung erreicht werden soll. Dazu müssen die Individuen entsprechend der gefassten Zielstellung eigenständige *Aktivitäten* entfalten. Unterlassen sie es, sich den für sie zumeist negativen Auswirkungen solcher Veränderungen zu widersetzen, so verschlechtert sich zumeist ihre Situation. Im Extremfall kann dies sogar das Absterben von Individuen zur Folge haben. Möglichst zielgerichtetes aktives Handeln bietet somit die einzige Chance, die eigene Lebenssituation zu verbessern bzw. zu überleben. Dazu müssen die Individuen auf sich gestellt Entscheidungen über ihr weiteres Vorgehen treffen und die gewählten Aktivitäten auch selbst ausführen. Solche Aktivitäten können beispielsweise darin bestehen, dass die Individuen in ihrer Umgebung geeignete Bewegungen ausführen, ihre Qualifikation verbessern, sich um einen besseren Job kümmern, eine eigene Firma gründen, den Werbeetat erhöhen, Besitztümer verkaufen bzw. kaufen u. a. m.

Das Resultat des eigenen Handelns lässt sich jedoch mangels anderweitiger Unterstützung nur anhand seiner Reflexion in der Umgebung erkennen. Dies äußert sich entweder in einer Verbesserung (Erfolg) oder Verschlechterung (Misserfolg) eines Gütewertes. Das Dilemma besteht allerdings darin, dass Veränderungen der Güte (Fitness) auch ihre Ursache in einer Veränderung der Umwelt haben können. Gründe dafür können Veränderungen des Nahrungsangebots, Veränderungen des Arbeitsmarktes, der Finanz- oder Weltwirtschaftslage aber auch saisonal oder klimatologisch bedingte Veränderungen sein. Während solche Änderungen eher langsam ablaufen, gibt es auch spontane Einschnitte in Form von Katastrophen. Aufgrund der Zeitvarianzen der Umgebung besteht die Gefahr, dass das Individuum vorübergehend in die Irre geleitet wird. Natürliche Systeme können auch selbst zur Verände-

rung ihrer Umgebung beitragen, indem sie beispielsweise zur Ressourcenverknappung oder Umweltschädigung beitragen. Insofern wirkt das System auch in gewissem Umfang auf die Umwelt zurück.

Zusammengefasst verfügen natürliche Systeme der hier betrachteten Art über folgende Merkmale:

- sie sind völlig auf sich selbst gestellt und müssen allein agieren
- ihre Absichten drücken sich darin aus, dass sie sich eigene Ziele vorgeben
- um erfolgreich zu sein und zu bleiben, müssen sie selbst agieren, also eigenständig entscheiden und handeln
- die einzige Informationsquelle zur Feststellung der Angemessenheit ihrer Aktionen ist die Umgebung
- da der Zusammenhang zwischen ihren Aktionen und dem Erfolg unbekannt ist, können nur Veränderungen festgestellt werden

Da die Individuen erwartungsgemäß keinerlei Informationen über das Gütefunktional besitzen, kommen für sie nur zwei Handlungsmaxime in Betracht. Liegt keinerlei A priori-Information vor, dann verbleibt nur die Anwendung von Suchstrategien. Verfügen die Individuen hingegen über in vergleichbaren Situationen gewonnene Erfahrungen, dann kann die Handlungsauswahl nach vorliegendem Wissen bestimmt oder der Spielraum zumindest eingeschränkt werden.

3. Selbstoptimierung unter Verwendung von Suchstrategien

Die primitivste Art zur Auswahl von Entscheidungen ist die *planlose (blinde)* Suche. Die Bestimmung der Richtung wie zumeist auch der Größe der Verstellsschritte erfolgt durch Zufallsauswahl. Diese Strategie wird durchaus im niederen Tierreich angetroffen. Sie kann dennoch nach zumeist endlosen Suchbewegungen zum Auffinden des Optimums führen. Die Konvergenzgeschwindigkeit ist erwartungsgemäß nur gering. Die Nachbildung solcher Zufallsauswahl ist sehr einfach durch einen Zufalls-generator möglich.

Wesentlich effektiver und damit erfolgreicher sind die *zielorientierten* Suchstrategien. Ihnen liegt das Prinzip von Versuch und Irrtum (trial and error) zugrunde. Dabei wird auf das Vorliegen von Kausalität (Relation von Ursache und Wirkung) gesetzt. Dazu werden probeweise Verstellsschritte geeigneter Größe vorgenommen, deren Wirkung (in Form eines Gütewertes) abgewartet und ausgewertet wird. Strategien dieser Art verlangen ein Kurzzeitgedächtnis, welches die einen Takt zuvor realisierte Aktion und deren Ergebnis bewahrt. Damit ergibt sich die Möglichkeit des Vergleichs. Aus der Gegenüberstellung der Qualitätswerte lassen sich dann Hinweise zur Bemessung der jeweils folgenden Aktion gewinnen. Im Grunde handelt es sich dabei um die Auswertung der 1. diskreten Ableitung. Bei Feststellung einer Verbesserung des Gütewertes wird bei der Auswahl des nächsten Stellschrittes zweckmäßigerweise in der gleichen Richtung fortgefahren. Kommt es hingegen zu einer Verschlechterung des Ergebnisses, so wird der vorgenommene Verstellschritt wieder rückgängig gemacht.

Suchstrategien der hier betrachteten Art können noch in verschiedener Weise modifiziert werden. So kann außer der beobachteten Veränderung des Gütewertes auch der Betrag des Gütewertes mit in die Entscheidung einbezogen werden. Auf diese Weise ergibt sich eine Suchstrategie mit PD- (Proportional-Differential-) Verhalten.

Die von höher entwickelten Tieren und vor allem vom Menschen angewandten zielorientierten Suchstrategien können recht einfach algorithmisch erfasst und mittels Computern nachgebildet werden. Dies bietet die Möglichkeit des bequemen Studiums der Effizienz verschiedener Varianten. Das Verhalten einer programmierten Suchstrategie wird beispielhaft durch das in **Bild 1** wiedergegebene Diagramm veranschaulicht.

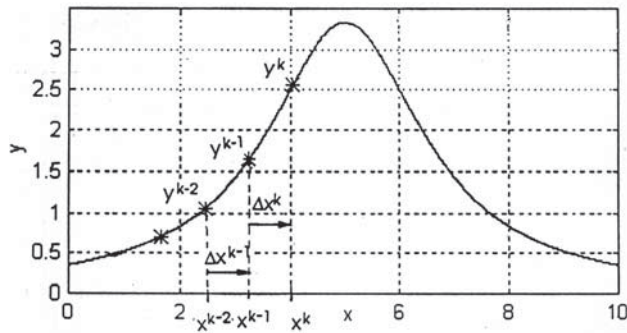


Bild 1 Annäherung an das Optimum durch gesteuerte Suche

Veränderungen der Umgebung würden sich in einer Verlagerung der Position oder Form des Gütefunktional ausdrücken. Somit würde sich ein neuer Startpunkt für die Suche ergeben, von dem aus erneut dem Optimum zugestrebt wird.

Die Algorithmierung von Suchstrategien ermöglicht die Entwicklung von sog. *Optimisatoren*. Diese bieten Problemlösungen für zahlreiche technische Anwendungen. Dazu zählen selbsteinstellende Satellitenempfangsanlagen bzw. Radioteleskope, (automatisches Ausrichten der Empfangsantenne auf maximale Leistung), selbstoptimierende Verbrennungsanlagen bzw. Dampferzeuger (automatische Bestimmung des minimalen Luftüberschusses), Windkraftwerke (automatische Ausrichtung auf maximale Erzeugerleistung) u. a.

4. Wissensbasierte Strategien

Höherentwickelte Lebewesen sind bekanntlich dank ihrer kognitiven Fähigkeiten in der Lage, aus dem Zusammenspiel mit ihrer Umgebung *Erfahrungen* zu sammeln. Damit wird im Verlauf ihres Lebens *Wissen* akkumuliert, welches bei der Auswahl ihrer Handlungen vorteilhaft genutzt werden kann. Dieses Wissen ist umso vollständiger, je verschiedenartiger die vorgekommenen Situationen waren.

Ein Beispiel aus dem Tierreich liefern Elefanten, deren erfahrene Leittiere ihre Herden erfahrungsgeleitet über weite Strecken durch die Savanne führen. Ihr Wissen um die jahreszeitlich schwankenden, sehr wechselhaften Angebote an Nahrung und Wasser sichern das Überleben der Herden. Von diesen Erfahrungen der meist älteren Tanten profitieren auch die Jungtiere.

Auch der Mensch gewinnt Erfahrungen im Verlauf seines Lebens, speziell bei der Arbeit, im Umgang mit der Natur, beim Gebrauch von Gegenständen, bei der Führung von Prozessen u. a. m. Dank seines Intellekts verfügt es gegenüber den Tieren über erheblich erweiterte Möglichkeiten, Wissen zu akkumulieren und für die Verwirklichung seiner Ziele einzusetzen.

Wir können nicht wissen, wie die Leittiere der Elefantenherden ihre Erfahrungen erlangen und verarbeiten. Dem Menschen hingegen ist es möglich, seine Erfahrungen preiszugeben, indem er sie auf direkteste Weise sprachlich (linguistisch) formuliert.

Eine geeignete Möglichkeit, das beim Menschen vorliegende Wissen verfügbar zu machen, bietet die von L. A. Zadeh vorgeschlagene Theorie der *fuzzy sets*. Diese erlaubt die formale Erfassung von beim Menschen vorliegendem Wissen in einer für ihn sehr zuträglichen linguistischen Form [3]-[5]. Dieses Konzept sieht vor, vorhandene Erfahrungen (Problemwissen) in Form von *Produktionsregeln* auszudrücken, deren Ausdrücke (Terme) i. A. unscharf („fuzzy“) sein dürfen. Die allgemeine Form solcher Regeln lautet

WENN (*Bedingung*) DANN (*Schlussfolgerung*).

Der Bedingungsteil kann mehrere (unscharfe) Fakten enthalten, die durch logische Operatoren (bspw. UND, ODER, NICHT) verknüpft sind. Das Vorteilhafte an dieser Beschreibung ist, dass das vorhandene Wissen in kleine Portionen (Wissensinkremente) aufgeteilt wird und die benutzbaren Terme qualitativer Art (bspw. „groß“, „niedriger“ etc.) sein dürfen. Ein Beispiel für eine Regel der beschriebenen Art lautet:

WENN *Luftdruck=stark_fallend* UND *Luftfeuchte=hoch* UND *Lufttemperatur=sehr_hoch*
DANN *Gewitter=sehr_wahrscheinlich*

Das vorliegende Wissen wird dann durch eine Gesamtheit solcher Regeln ausgedrückt, die Regelbasis genannt wird. Sie muss vollständig (kohärent) und widerspruchsfrei sein.

Das von der menschlichen Quelle abgehobene und in Regelform präsentierte Wissen findet dann seine Nutzung bei konkreten Anfragen an das wissensbasierte System, wobei anhand der Regelbasis jeweils unscharfe Schlussfolgerungen (Inferenz) gezogen werden. Dabei erfolgt eine dreistufige Abarbeitung (**Bild 2**).

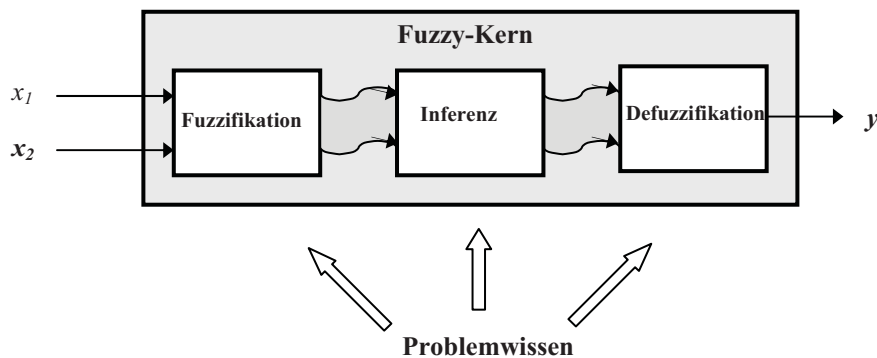


Bild 2 Prinzip der Abarbeitung von Fuzzy-Systemen

Zunächst wird eine sog. Verunschärfung (Fuzzifikation) der Eingabe vorgenommen. Dieser folgt eine über die gesamte Regelbasis vorgenommene Schlussfolgerung (Inferenz), welche mit der Verschärfung des Ergebnisses (Defuzzifikation) abschließt. Somit wird – entgegen der Befürchtung – jeder quantifizierten (scharfen) Eingabe auch eine ebenso quantifizierte Ausgabe zugewiesen.

Das vom Menschen erfasste (Erfahrungs-)Wissen kann für die Optimierung von Handlungsweisen nutzbar gemacht werden. Dies wird durch Entwicklungswerkzeuge unterstützt, welche beispielsweise die Fuzzy-Toolbox von MATLAB bereitstellt. Dazu sind zum Entwurf des Fuzzy-Systems einige Festlegungen vom Anwender zu treffen. Diese beziehen sich auf die Auswahl und Spezifikation der zu verwenden Zugehörigkeitsfunktionen, des Inferenzoperators sowie die Defuzzifikationsmethode.

Der in den (Produktions-) Regeln enthaltene Wissensschatz kann auch dem Menschen eine unmittelbare praktische Hilfe leisten, die ohne jeden Computereinsatz auskommt. Dabei kann schon von der Präsentation des Erfahrungswissens in Regelform profitiert werden, indem je nach vorliegender Situation nur noch die passende Regel ausgesucht und der darin gegebenen Empfehlung gefolgt wird. Dieses Vorgehen ist sicherlich mit einem Verlust an Effizienz verbunden, bietet aber in bestimmten Fällen einen gangbaren Weg.

Die bisherigen Anwendungen von Fuzzy-Systemen für Optimierungsaufgaben liegen im Bereich der Mustererkennung, Regelung, Klassifikation, sowie in der Umweltbranche (besonders Abwasserbehandlung) der Automatisierung von Konsumgütern (KFZ-Automatik-Schaltgetriebe, Fuzzy-Camcorder, -Kameras, -Staubsauger, -Waschmaschinen u. a.). Weitere bisherige Einsatzgebiete waren

die Logistik, das Lagermanagement, Produkt- und Verkaufsanalysen, die Bonitätsprüfung von Bankkunden und viele andere [6].

Mit Hilfe von Fuzzy-Systemen lassen sich auch Suchstrategien (s. Abschn. 3.) realisieren. Die Produktionsregeln enthalten in diesem Fall im Bedingungsteil Aussagen bezüglich des zuletzt erreichten Qualitätsfortschritts und im Schlussfolgerungsteil Empfehlungen für den nächstfolgenden Verstellschritt hinsichtlich Richtung und Größe. Eine beispielhafte Regel dieser Art lautet:

WENN *normierter_Qualitätsfortschritt*=klein DANN *normierter_Verstellschritt*=groß

Benutzt man für die Eingangs- und Ausgangsvariable jeweils drei Attribute (bspw. „*klein*“, „*mittel*“, „*groß*“), dann werden genau 3 Regeln für die Regelbasis benötigt. Wie aus dem in **Bild 3** angegeben Diagramm ersichtlich ist, kann bereits mit diesem primitiven Fuzzy-System die Optimierungsaufgabe erfolgreich gelöst werden.

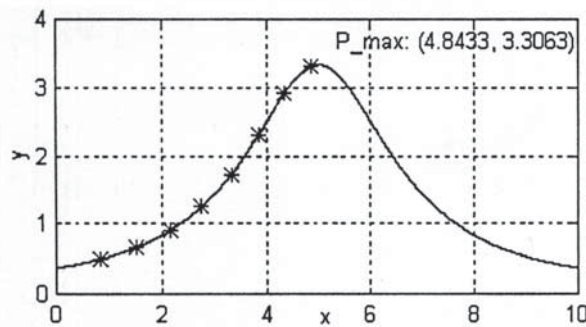


Bild 3 auf einer Suchstrategie basierender Optimierungsprozess bei 1 Eingangsvariablen und 3 unscharfen Mengen

Das Optimierungsverhalten lässt sich noch verbessern, indem nicht nur der (normierte) Wert der Qualitätskenngröße sondern auch dessen Änderung berücksichtigt werden. Außerdem lässt sich die Anzahl der verwendeten Attribute erhöhen. Werden bei 2 Eingangsvariablen beispielsweise jeweils 5 Attribute benutzt, so vergrößert sich die Regelbasis auf 25 Regeln, deren Anzahl bei entsprechender Zusammenfassung noch auf 17 reduziert werden kann. Der bei einem derart entworfenen Fuzzy-System erzielte Optimierungsprozess ist **Bild 4** zu entnehmen.

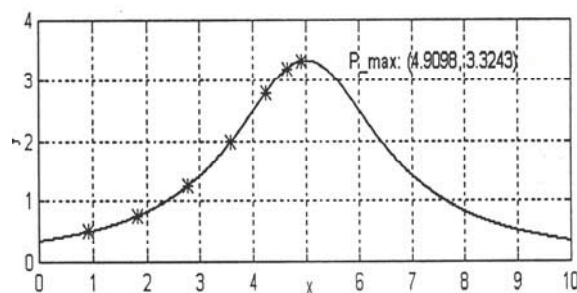


Bild 4 Optimierungsprozess bei 2 Eingangsvariablen und 5 unscharfen Mengen

Wie ersichtlich, erfolgt die Annäherung an das Optimum mit immer kleiner werdenden Schritten. Dies korrespondiert auch mit der menschlichen Erfahrung, die bei guten Erträgen ein eher vorsichtiges Vorgehen empfiehlt. Mit dieser Taktik ist auch gesichert, dass in der Umgebung des Optimums fortwährend kleine Suchschritte wechselnder Richtung unternommen werden, wobei sozusagen die Lage des Optimums abgetastet wird. Auf diese Weise können auch frühzeitig Veränderungen der Umgebung festgestellt werden, welche sich in einer Verlagerung des Gütekriteriums ausdrücken.

5. Evolutionsbiologische Strategien

Die Natur hat auch Optimierungsstrategien ganz anderer Art entwickelt, wenn wir an die Evolution denken. Evolutionsprozesse haben bekanntlich zur Entstehung neuer Arten geführt und deren Anpassung an wechselnde Umgebungsbedingungen ermöglicht. Der Wirkungsmechanismus widerspiegelt sich in Generationsfolgen von Individuen, wobei in jeder Generation die Eltern eine gewisse Anzahl von Nachkommen mit etwas differierenden Abweichungen generieren, die anschließend untereinander in Wettbewerb treten. Dabei überleben nur die Besten, die wiederum die Eltern der Folgegeneration bilden. Dieses Prinzip wird durch **Bild 5** veranschaulicht.

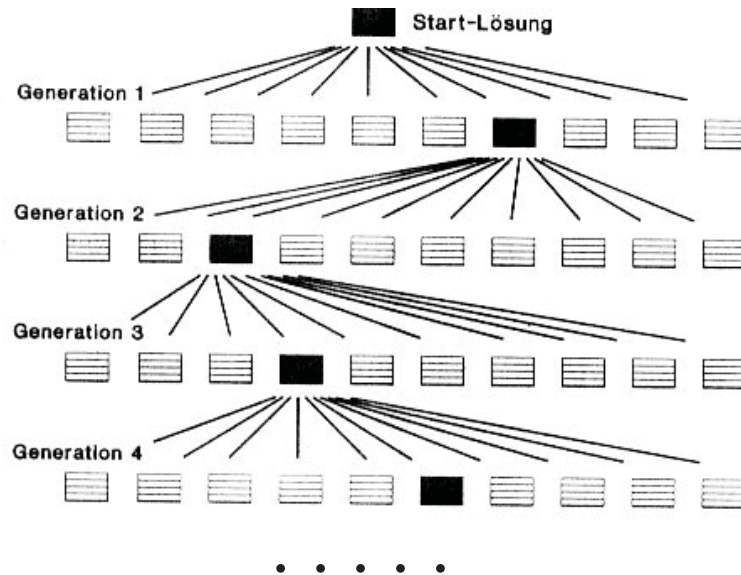


Bild 5 Optimieren mit biologischen Strategien [8]

Bei der Umsetzung dieses Naturprinzips haben sich zwei unterschiedliche Schulen herausgebildet, die wir nachfolgend näher beleuchten werden.

5.1 Evolutionsstrategien

Die Entwicklung nutzbarer evolutionsstrategischer Optimierungsverfahren hat ihren Ursprung in Deutschland und ist mit dem Namen *Ing. Rechenberg* verbunden [7], [8]. Die von der Natur verwendeten Mechanismen werden formal nachgebildet und bieten das Grundgerüst für den Entwurf zahlreicher Strategievarianten. Die Individuen (Eltern, Nachkommen) werden dabei durch Variablensätze repräsentiert. Dafür werden reelle Zahlen benutzt, so dass die dichteste Form der Codierung erreicht wird.

Der grundsätzliche Aufbau evolutionsstrategischer Optimierungsalgorithmen ist dabei folgender: In jeder Generation werden zu Beginn – quasi durch Klonen der Eltern – Nachkommen erzeugt, die zunächst alle Gene vererbt bekommen. In formaler Darstellung sind das die aktuellen Variablensätze, die kopiert werden. Darauf folgt die Mutation, welche durch zufällige individuelle Variation der Variablensätze nachgebildet wird. Diesem Schritt kann eine zufällige Auswahl der mutierten Nachkommen folgen. Die derart erzeugte Vielfalt tritt nun untereinander in Wettbewerb. An diesem können außer den Nachkommen auch die Eltern teilnehmen. Am Ende dieses Schritts steht eine Selektion. Grundlage für diese Auslese ist die Qualität der einzelnen Individuen, die von der Umgebung bewertet wird. Dies geschieht formal dadurch, dass jedem Individuum ein Gütewert zugewiesen und dieser zusammen mit dem Variablensatz und ggf. der Rauschbandbreite zwischengespeichert wird. Die erfolgreichsten Exemplare werden markiert und nachfolgend ausgelesen. Diese Individuen werden zur neuen Norm erklärt und zu Eltern der Folgegeneration bestimmt.

Das geschilderte Grundprinzip kann noch in verschiedener Weise modifiziert werden. Dazu werden weitere Mechanismen mit ins Spiel gebracht, die ebenfalls einen biologischen Hintergrund haben. Dies betrifft zum Einen die Berücksichtigung der Rekombination. Dieser Vorgang wird vor Ausführung der Vererbung eingefügt und durch Mischung des Variablensatzes der Eltern gebildet (Bildung eines Elternschwerpunktes). Eine weitere Möglichkeit bietet die Zulassung mehrerer Populationen. Diese treten entweder in jeder Generation oder – von einander isoliert – erst nach einer bestimmten Anzahl von Generationen untereinander in Wettbewerb. Im letztgenannten Fall erreicht man eine Parallelisierung durch mehrere simultan existierende Entwicklungslinien. Der Austausch kann nach dem Insel- oder Netzwerkmodell erfolgen. Somit steht dem Anwender ein großer Variantenreichtum an Evolutionsstrategien zur Verfügung, der zur Generierung maßgeschneiderter Strategien genutzt werden kann.

Bereits mit sehr einfachen Evolutionsstrategien lassen sich für viele Applikationen recht gute Ergebnisse erzielen. Empfohlen wird die sog. $(\mu, +\lambda)$ -Evolutionsstrategie [7]. Hinter dieser Bezeichnung verbergen sich die folgenden Strategievarianten:

- μ Eltern erzeugen in willkürlicher Folge λ mutierte Nachkommen
- μ Eltern und λ Nachkommen treten in Konkurrenz, und die μ besten Individuen werden zu Eltern der Folgegeneration (sog. „+“-Strategie)

oder:

- nur die λ Nachkommen treten in Konkurrenz und ihre besten werden zu Eltern der Folgegeneration (sog. „-“-Strategie)

Mit dem Spielkartenschema hat *I. Rechenberg* eine einprägsame Form der Visualisierung von Evolutionsstrategien vorgeschlagen. In dieser Darstellung wird in **Bild 6** beispielhaft eine (1,5)-gliedrige Strategie (1 Elter, 5 Nachkommen, nur die 5 Nachkommen gelangen in die Selektion) veranschaulicht.

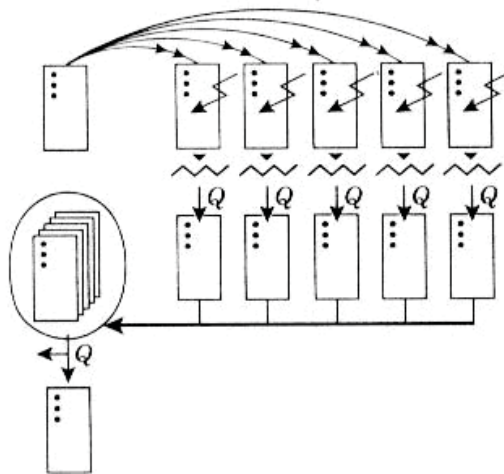


Bild 6 Spielkartenmodell einer (1,5)-gliedrigen Evolutionsstrategie [7], [8]

Jedes Individuum wird hier durch eine Spielkarte repräsentiert, auf der sein Variablensatz vermerkt ist. Die geackelten Pfeile symbolisieren den Mutationseinfluss. Mit $\downarrow Q$ wird die Zuweisung des individuellen Qualitätsergebnisses bezeichnet. Das Zeichen \bigcirc verweist auf den Qualitätsvergleich mit anschließender Selektion.

Die ursprüngliche Anwendung von evolutionsstrategischen Optimierungsverfahren erfolgte in der realen Welt und bedarf nur geringer Hilfsmittel. Dabei wird eine vollständige Serialisierung des Ablaufs verlangt. Jedes Individuum muss nun einzeln realisiert und der jeweils erreichte Qualitätswert Q vermerkt werden. Erst nachdem sämtliche Individuen einer Generation auf diese Weise realisiert und getestet wurden, besteht die Möglichkeit der Gegenüberstellung der Resultate und nachfolgenden Se-

lektion. Es liegt auf der Hand, dass dieses Verfahren relativ zeitaufwändig ist, weshalb auch nur einfache Evolutionsstrategien mit wenigen Teilnehmern benutzt werden sollten.

Inzwischen existieren wesentlich effektivere Möglichkeiten zur Nutzung evolutionsstrategischer Methoden durch Verfügbarkeit hochleistungsfähiger Optimierungswerkzeuge. Unser Beitrag dazu ist die Entwicklung einer sog. Evolutionsstrategischen Maschine ESM [9]. Diese ermöglicht das Design unterschiedlichster Evolutionsstrategien und deren Zusammenwirken mit der Umgebung über Generationen hinweg. Dazu muss allerdings die jeweilige Umgebung simuliert werden, was gelegentlich einen größeren Aufwand bedeutet. Dafür können aufgrund der Leistungsfähigkeit heutiger Computer die Evolutionsprozesse in kürzester Zeit „durchgespielt“ und somit auch die Performance verschiedener entworfener Strategien getestet werden.

Die bisherigen Einsatzfälle der formalisierten Evolutionsstrategien waren vor allem auf die Optimierung technischer Systeme gerichtet. Zu den erfolgreich gelösten Aufgaben zählen u. a. die Optimierung von Tragflächenprofilen, Rohrkrümmern, Düsen, Brückentragwerken, Baukörpern, Leitungsnetzen, optischen Linsensystemen. Weitere Einsatzfälle betreffen die Lageroptimierung, komplexe Planungs- und Optimierungsprozesse sowie die Verkehrsoptimierung. Darüber hinaus werden auch Einsatzfelder im Bereich der Umwelt, Wirtschaft sowie Finanz- und auch Gesundheitswesen gesehen.

5.2 Genetische Algorithmen

Die Genetischen Algorithmen basieren ebenfalls auf naturnahen Beobachtungen. Ihre Entwicklung erfolgte Mitte der 60er Jahre in den USA und damit etwa zeitgleich mit den Evolutionsstrategien. Als herausragender Vertreter dieser Entwicklungslinie gilt *John Holland*. Die ursprünglichen Intension war das Erlangen eines tieferen Verständnisses des biologischen und molekular-genetischen Mechanismus bei der biologischen Evolution [10]-[13].

Genetische Algorithmen benutzen ebenfalls Generationenfolgen, betrachten jedoch das Problem unter informationstheoretischen Aspekten. Kernstück ist hier die Manipulation genetischer Informationen. Wesentlicher Bestandteil der Beschreibung der Individuen sind hier die binär codierten Chromosomen. Diese Chromosomen werden als Elemente einer Population verstanden und bestehen ihrerseits aus einer Anzahl von Genen. Die einzelnen Gene können ein- oder auch mehrstellig sein. Die Belegungen der Gene werden als Allele bezeichnet. Entsprechend der verwendeten Binärcodierung ergeben sich somit Binärworte unterschiedlicher Länge.

Das Grundgerüst der Genetischen Algorithmen ist mit dem der Evolutionsstrategien weitgehend gleichartig. Beginnend mit einer geeigneten codierten Ausgangspopulation werden sämtliche Individuen zunächst anhand ihrer Fitness bewertet. Aus dieser Gesamtheit werden Paare gemäß eines sog. Heiratsschemas selektiert. Daraus werden unter Anwendung der Rekombination Nachkommen erzeugt, die anschließend einer Mutation unterzogen werden. Die Elemente der neuen Generation werden dann unter Anwendung eines Ersetzungsschemas generiert.

Die Genetischen Algorithmen existieren entsprechend der unterschiedlichen Verwendung der einzelnen Mechanismen in zahlreichen Varianten. Sie unterscheiden sich bezüglich der Form der Codierung, Art der Rekombination (Crossover), Mutation sowie des verwendeten Ersetzungsschemas.

Bezüglich der Anwendungen der Genetischen Algorithmen stand zu Beginn die Optimierung von Spielstrategien im Vordergrund. Spätere Einsatzschwerpunkte waren die Erkennung und Klassifikation digital beschriebener Muster unterschiedlicher Herkunft. Eine ausführliche Behandlung erfuhr auch das sog. travelling-salesman-Problem. Biologisches Interesse galt der Simulation von Zellstrukturen.

Bei der Anwendung der Genetischen Algorithmen zur Systemoptimierung wird der Nutzer durch komfortable Software-Werkzeuge unterstützt. Unter diesen ist auch ein sog. Genetic Optimizer [13].

Nachdem Optimierungs- und Adaptionenverfahren sowohl auf Basis der Evolutionsstrategien als auch der Genetischen Algorithmen einen hohen Entwicklungsstand erreicht haben, ist der potenzielle An-

wender natürlicherweise an einer Einschätzung ihrer Leistungskraft interessiert. Dazu wurden Leistungsvergleiche anhand von Problemstellungen unterschiedlicher Art und Komplexität durchgeführt [13]. Hierbei konnte kein eindeutiger Sieger ermittelt werden. Es wurden jedoch unterschiedliche Eigenschaften der beiden Strategien deutlich, woraus sich Erkenntnisse bezüglich der Präferenz für bestimmte Problemklassen ableiten lassen.

6. Relation zwischen Selbstoptimierung und Adaption

Im Zusammenhang mit der Wechselwirkung von System und Umwelt werden die Begriffe Optimierung und Adaption gelegentlich synonym gebraucht. Dabei werden lediglich unterschiedliche Aspekte in den Vordergrund gerückt. Die Bezeichnung *Selbstoptimierung* ist angebracht, wenn man das Bestreben der Systeme, die eigene Qualität im Sinne der Zielsetzung zu verbessern, hervorheben möchte. Der Begriff *Adaption* verweist hingegen auf die Fähigkeit zur Anpassung an veränderte äußere Bedingungen. Meist handelt es sich hier um eine Zeitvarianz der Umgebung, die Auswirkungen auf die Erreichbarkeit der eigenen Zielstellung hat. Auch hier sind vom System wiederum Aktionen auszuführen, um unter den veränderten Bedingungen das mögliche Optimum wiederum zu erlangen. Dabei gelangen i. A. die gleichen Mechanismen wie bei der Selbstoptimierung zur Anwendung. Voraussetzung für das Gelingen einer solchen Adaption ist allerdings eine vergleichsweise langsam verlaufende Zeitvarianz der Umgebung, da für den Adaptions- bzw. Optimierungsprozess mehrere Schritte bis zur Zielerreichung benötigt werden. Sollten die Änderungen der Umgebung allerdings zu rapide ausfallen, dann kann es passieren, dass sich das System einem andern Optimum anpasst.

Im Zusammenhang mit Automatisierungssystemen, speziell von Regelungen, hat der Begriff Adaption noch eine spezifische Bedeutung. Hierbei handelt es sich nicht um eine Anpassung der Systemleistung des Systems sondern eine Adaption des dynamischen Verhaltens. Ursache ist in diesem Fall die Zeitvarianz des dynamischen Verhaltens des zu automatisierenden Prozesses. Zum Ausgleich der negativen Folgen auf die Regelgüte wird hier eine Anpassung der Reglerdynamik vorgenommen. Das Qualitätskriterium bezieht sich hier auf die Güte der Regelung. Das übergeordnete Adaptionssystem bewirkt in diesem Fall eine Nachführung der Reglerparameter.

7. Epilog

Mit den vorstehenden Ausführungen konnte gezeigt werden, dass Anleihen an der Natur auch im Bereich der Methoden zu recht effizienten Lösungen führen können. Im Vordergrund standen vor allem Methoden zur Optimierung und Adaption. Hier lieferte die Inspiration wertvolle Einsichten in den Wirkungsmechanismus natürlicher Prinzipien. Darauf basierend gelang die Formalisierung solcher Verhaltensweisen, aus der wiederum die Entwicklung unkonventioneller Methoden und Werkzeuge der Selbstoptimierung hervorging. Die bisherigen Anwendungen dieser von der Natur inspirierten Methoden lagen vorzugsweise auf technischem Gebiet. Darüber hinaus bieten sich auch Einsatzmöglichkeiten in vielen Lebensbereichen. Damit wäre dann der Kreislauf „von der Natur – für die Natur“ geschlossen.

Literatur

- [1] Weller, W.: Einführung in die kybernetische Behandlung natürlicher Systeme. Bericht, 2007 (unveröffentlicht)
- [2] Krautz, M.: Entwicklung und Erprobung einer Simulationssoftware zum Entwurf und zur Untersuchung von Fuzzy-Optimatoren. Humboldt-Univ. zu Berlin, Inst. F. Automatisierungstechnik, Diplomarbeit 1996
- [3] Zadeh, L. A.: Fuzzy-Sets. Information and Control 8(1965)

- [4] Zadeh, L. A.: The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning. Memorandum ERL-M 411, Berkeley, 1973
- [5] Zadeh, L. A.: Outline of a new approach to the analysis of complex system and decision processes. IEEE Trans. Syst. Ma, Cybern. 3(1973, pp.28-44
- [6] Weller, W.: Skript zur Lehrveranstaltungsreihe „Softcomputing I u. II“, Humboldt-Univ. zu Berlin, Inst. f. Automatisierungstechnik (unveröffentlicht)
- [7] Rechenberg, I.: Evolutionsstrategie. Friedrich Frommann Verlag. Stuttgart, 1973
- [8] Rechenberg, I.: Evolutionsstrategie `94. Friedrich Frommann Verlag. Günther Holzboog, Stuttgart-Bad Cannstatt, 1994
- [9] Mövius, S.: Erweiterung und Erprobung der Evolutionsstrategischen Maschine (ESM 2.0). Humboldt-Univ. zu Berlin, Inst. F. Automatisierungstechnik, Diplomarbeit 1997
- [10] Holland, J.: Adaption in natural and artificial systems. Ann Arbor:Univ. of Michigan Press, 1973
- [11] Holland, J.: Genetische Algorithmen. Spektrum der Wissenschaft 9(1972), S. 44-51
- [12] Holland, J.: Adaption in Natural and Artificial Systems. MIT Press, Cambridge,Mass., 1992
- [13] Schöneburg, E. et al.: Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien. Addison-Wesley Deutschland GmbH, 1994