

(12) NACH DEM VERTRAG ÜBER DIE INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES
PATENTWESENS (PCT) VERÖFFENTLICHTE INTERNATIONALE ANMELDUNG

(19) Weltorganisation für geistiges Eigentum
Internationales Büro



(43) Internationales Veröffentlichungsdatum
16. Dezember 2004 (16.12.2004)

PCT

(10) Internationale Veröffentlichungsnummer
WO 2004/109593 A2

- (51) Internationale Patentklassifikation⁷: **G06N** (74) Gemeinsamer Vertreter: **ALSTOM TECHNOLOGY LTD**; CHTI Intellectual Property, Brown Boveri Str. 7/699/5, CH-5401 Baden (CH).
- (21) Internationales Aktenzeichen: PCT/EP2004/050987
- (22) Internationales Anmeldedatum:
2. Juni 2004 (02.06.2004)
- (25) Einreichungssprache: Deutsch
- (26) Veröffentlichungssprache: Deutsch
- (30) Angaben zur Priorität:
60/475,771 5. Juni 2003 (05.06.2003) US
- (71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten mit Ausnahme von US): **ALSTOM TECHNOLOGY LTD** [CH/CH]; Brown Boveri Strasse 7, CH-5400 Baden (CH).
- (72) Erfinder; und
- (75) Erfinder/Anmelder (nur für US): **PEDRETTI, Camille** [CH/CH]; Brühlstrasse 3, CH-5412 Gebenstorf (CH).
- (81) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für jede verfügbare nationale Schutzrechtsart): AE, AG, AL, AM, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, HR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KP, KR, KZ, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LV, MA, MD, MG, MK, MN, MW, MX, MZ, NA, NI, NO, NZ, OM, PG, PH, PL, PT, RO, RU, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SY, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, YU, ZA, ZM, ZW.
- (84) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für jede verfügbare regionale Schutzrechtsart): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LS, MW, MZ, NA, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasisches (AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), europäisches (AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HU, IE, IT, LU, MC, NL, PL, PT, RO, SE, SI, SK, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

[Fortsetzung auf der nächsten Seite]

(54) Title: EVOLUTIONARY OPTIMISATION METHOD, IN PARTICULAR FOR COMPLEX TECHNICAL OBJECTS SUCH AS TURBOMACHINE BLADES AND THE SIMILAR

(54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUR EVOLUTIONÄREN OPTIMIERUNG, INSBESONDERE VON KOMPLEXEN TECHNISCHEN GEGENSTÄNDEN WIE Z.B. TURBOMASCHINENSCHAUFELN ODER DGL

(57) Abstract: The invention relates to an evolutionary optimisation method, in particular for complex technical objects such as turbomachine blades and the similar consisting in a first step $p \leq c$, in selecting individuals which are better suitable in terms of evolutionary optimisation amongst individuals (c) which are characterised by a range of parameters and form a generation (n), and in the second step, the selected individuals (p) are used as the parents of generated individuals (n+1) of a next generation. In order to determine the a quality related to the evolutionary optimisation of the generated individuals, the accurate computations of the value of at least one objective function (ZF) dependent of the parameter set of the respective individual are used. The computation time for said method can be essentially reduced when in the first stage, a pre-selection of suitable individuals (x) having the parents $p \leq x \leq c$ amongst the plurality of individuals (c) is carried out on the basis of an approximately calculated foreseeable value ($\{t_i\}_{i=1}^c$) for the objective function and an estimated variance ($\{\sigma_i^2\}_{i=1}^c$) related to said foreseeable value, when the objective function (ZF) for the pre-selected individuals is accurately calculated and when the parents $p < x$ of the next generation are selected on the basis of said pre-selected individuals (x) according to the calculated values of the objective function (ZF).

(57) Zusammenfassung: Bei einem Verfahren zur evolutionären Optimierung, insbesondere von komplexen technischen Gegenständen wie z.B. Turbinenschaufeln oder dgl., werden aus den zu einer n-ten Generation von jeweils durch einen Parametersatz charakterisierten c Individuen in einem ersten Schritt $p \leq c$ im Hinblick auf die evolutionäre Optimierung am besten geeignete Individuen ausgewählt, und in einem zweiten Schritt werden die p ausgewählten Individuen als Eltern zur Erzeugung von Individuen einer nachfolgenden (n+1)-ten Generation verwendet, wobei zur Bestimmung der auf die evolutionäre Optimierung bezogenen Qualität der erzeugten Individuen die exakte Berechnung des Wertes wenigstens einer vom Parametersatz des jeweiligen Individuums abhängigen Zielfunktion (ZF) herangezogen wird. Bei einem solchen Verfahren kann die Rechenzeit massgeblich verkürzt werden, wenn im ersten Schritt anhand eines näherungsweise berechneten Vorhersagewertes ($\{t_i\}_{i=1}^c$) für die Zielfunktion und einer zugehörigen, geschätzten Varianz ($\{\sigma_i^2\}_{i=1}^c$) für den Vorhersagewert aus der Menge der c Individuen eine Vorauswahl von x mit $p \leq x \leq c$ als Eltern geeigneten Individuen vorgenommen wird, wenn für die x vorausgewählten Individuen der Wert der Zielfunktion (ZF) exakt berechnet wird, und wenn nach Massgabe der berechneten Werte der Zielfunktion (ZF) aus den x vorausgewählten Individuen die p < x Eltern für die nächste Generation ausgewählt werden.

WO 2004/109593 A2



Erklärung gemäß Regel 4.17:

- *hinsichtlich der Berechtigung des Anmelders, die Priorität einer früheren Anmeldung zu beanspruchen (Regel 4.17 Ziffer iii) für alle Bestimmungsstaaten*

Zur Erklärung der Zweibuchstaben-Codes und der anderen Abkürzungen wird auf die Erklärungen ("Guidance Notes on Codes and Abbreviations") am Anfang jeder regulären Ausgabe der PCT-Gazette verwiesen.

Veröffentlicht:

- *ohne internationalen Recherchenbericht und erneut zu veröffentlichen nach Erhalt des Berichts*

BESCHREIBUNG

VERFAHREN ZUR EVOLUTIONÄREN OPTIMIERUNG, INSBESONDERE VON
KOMPLEXEN TECHNISCHEN GEGENSTÄNDEN WIE Z.B.
TURBOMASCHINENSCHAUFELN ODER DGL.

TECHNISCHES GEBIET

Die vorliegende Erfindung bezieht sich auf das Gebiet der Technik der evolutionären Optimierung. Sie betrifft ein Verfahren der evolutionären Optimierung gemäss dem Oberbegriff des Anspruchs 1.

Ein solches Verfahren ist z.B. aus der Druckschrift EP-A1-1 205 877 bekannt.

STAND DER TECHNIK

In der Luftfahrttechnik bei der Entwicklung von Tragflächenprofilen oder in der Kraftwerkstechnik bei der Entwicklung von Turbinenschaufeln oder auf anderen technischen Gebieten werden seit längerem evolutionäre Optimierungsstrategien eingesetzt, um schrittweise zu einer nach bestimmten Kriterien und

Randbedingungen optimierten Form oder Struktur z.B. einer Turbinenschaufel oder einer sonstigen technischen Einrichtung zu kommen.

Dabei wird der zu optimierende Gegenstand durch einen Satz von Parametern charakterisiert, der zu einer bestimmten Konfiguration des Gegenstands gehört und jeweils ein Individuum innerhalb einer Generation von Individuen mit abweichenden Parametersätzen bildet. Die Qualität oder „Fitness“ eines Individuums wird durch Berechnung einer oder mehrerer Ziel- oder Fitnessfunktionen („objective functions“) bewertet (single objective optimization oder multi-objective optimization).

Bei der evolutionären Optimierung werden schrittweise aus einer vorherigen Generation von Individuen nach bestimmten Regeln neue Individuen einer nächsten Generation erzeugt und durch Berechnung der Zielfunktion bewertet. Die im Sinne der Optimierung am besten geeigneten Individuen werden dann als „Eltern“ zur Erzeugung einer neuen Generation verwendet, usw. Die so gebildete Folge von Generationen konvergiert nach einer endlichen Anzahl von Schritten zu einer optimierten Lösung, die durch einen optimierten Parametersatz beschrieben wird. Beispiele für derartige evolutionäre Optimierungsstrategien sind in den Druckschriften EP-A1-1 205 863, EP-A1-1 205 877 oder EP-A1-235 180 beschrieben.

Wie aus dem vorher Gesagten hervorgeht, ist eine evolutionäre Optimierungsstrategie mit einem erheblichen Rechenaufwand und einer erheblichen Rechenzeit verbunden, wenn für jedes Individuum einer Generation die Werte von einer oder sogar mehreren Ziel- oder Fitnessfunktionen berechnet werden müssen, um die als Eltern für die nächste Generation am besten geeigneten Individuen herauszufiltern.

Es ist deshalb in der eingangs genannten EP-A1-1 205 877 bereits vorgeschlagen worden, für die Zielfunktionen anstelle der exakten Berechnung Approximationsmodelle einzusetzen, wie z.B. „Response Surface“ Techniken, das

sogenannte „Kriging-Modell“ oder neuronale Netzwerke, die unter Ausnutzung bereits vorhandener exakter Berechnungen der Zielfunktionen neue Werte der Zielfunktion mit deutlich weniger Rechenaufwand approximativ bestimmen. In der EP-A1-1 205 877 wird zur Reduzierung des Rechenaufwandes wahlweise zur Berechnung der Fitness-Werte eine echte Ziel- oder Fitnessfunktion oder eine approximierte Ziel- oder Fitnessfunktion eingesetzt.

Auch ist vorgeschlagen worden (Emmerich M. et al., Metamodel-Assisted Evolution Strategies, in J.J. Merelo Guervós (Eds.): PPSN VII, LNCS 2439 pp. 361-370, Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2002)), den Rechenaufwand der Optimierungsprobleme durch Metamodell-unterstützte evolutionäre Strategien zu verringern. Am Beispiel der Optimierung eines Tragflächenprofils wird gezeigt, dass sich im Vergleich zu herkömmlichen evolutionären Strategien (ES) Rechenzeit einsparen lässt, wenn mit Hilfe eines Metamodells nicht nur die Fitness-Werte der neu erzeugten Individuen einer Generation vorhergesagt werden, sondern auch der mit dieser Vorhersage verbundene Fehler abgeschätzt wird. Die Vorhersage der Fitness- oder Zielfunktionswerte trägt dabei überwiegend zur Reduktion der Rechenzeit bei, während die Fehlerabschätzung zur Steigerung der globalen Konvergenz-Zuverlässigkeit verhilft.

Schliesslich ist es bekannt (El-Beltagy M.A. et al., Evolutionary Optimization for Computationally expensive problems using Gaussian Processes, Proc. Int. Conf. On Artificial Intelligence IC-AI'2001, pp. 708-714, CSREA Press, Las Vegas (2001)), bei der evolutionären Optimierung z.B. des Auslegers eines Satelliten eine Fehlerabschätzung heranzuziehen, um zu entscheiden, ob die Zielfunktion exakt berechnet werden muss oder vorhergesagt werden kann.

DARSTELLUNG DER ERFINDUNG

Es ist Aufgabe der Erfindung, ein Verfahren zur evolutionären Optimierung von technischen Gegenständen wie z.B. Tragflächen oder Turbomaschinenschaufeln

anzugeben, welches sich bei guter Effektivität gegenüber bekannten Verfahren durch eine erhebliche Reduktion der benötigten Rechenzeit auszeichnet.

Die Aufgabe wird durch die Gesamtheit der Merkmale des Anspruchs 1 gelöst. Der Kern der Erfindung besteht darin, dass zur Einsparung von Rechenzeit im ersten Schritt anhand eines näherungsweise berechneten Vorhersagewertes für die Zielfunktion und einer zugehörigen, geschätzten Varianz für den Vorhersagewert aus der Menge der c Individuen einer Generation eine Vorauswahl von x mit $p \leq x \leq c$ als Eltern geeigneten Individuen vorgenommen wird, dass für die x vorausgewählten Individuen der Wert der Zielfunktion (ZF) exakt berechnet wird, und dass nach Massgabe der berechneten Werte der Zielfunktion (ZF) aus den x vorausgewählten Individuen die $p \leq x$ Eltern für die nächste Generation ausgewählt werden. Durch die Vorauswahl kann die Anzahl der exakten Berechnungen der Zielfunktion und damit die gesamte aufgewendete Rechenzeit deutlich verringert werden, ohne Einbussen bei der Effektivität der Optimierung zu erleiden.

Gemäss einer ersten bevorzugten Ausgestaltung der Erfindung wird für die Berechnung der Erwartungswerte und Varianzen der Zielfunktion ein Gaussssches Verfahren (Gaussian Process) angewendet, wobei insbesondere das Gaussssche Verfahren zunächst unter Verwendung einer vorgegeben Anzahl von exakten Berechnungen der Zielfunktion (ZF) trainiert wird.

Grundsätzlich können im Rahmen der Erfindung alle Arten von evolutionären Algorithmen eingesetzt werden. Gemäss einer bevorzugten Ausgestaltung der Erfindung wird jedoch als evolutionärer Algorithmus ein CMA-Algorithmus verwendet (CMA = Covariance Matrix Adaptation).

Eine andere bevorzugte Ausgestaltung der Erfindung zeichnet sich dadurch aus, dass im ersten Schritt anhand der Erwartungswerte der Zielfunktion zunächst p geeignete Individuen als Eltern ausgewählt werden, welche eine Menge D bilden,

dass mit Hilfe der Varianzen aller p ausgewählten Individuen ein Grenzwert b gemäss folgender Gleichung

$$b = \max \left\{ t_i + \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D}$$

definiert wird, wobei α ein gewählter Koeffizient ist, und dass zusätzlich $x-p$ Individuen aus der Restmenge ausgewählt und zu den p Individuen zugefügt werden, welche das Kriterium

$$\left\{ t_i - \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D} < b$$

erfüllen.

KURZE ERLÄUTERUNG DER FIGUREN

Die Erfindung soll nachfolgend anhand von Ausführungsbeispielen im Zusammenhang mit der Zeichnung näher erläutert werden. Es zeigen

- Fig. 1 eine schematisierte Darstellung zum Vorgehen bei der Auswahl der möglichen Eltern bei der Methode gemäss der Erfindung, wobei jedem Individuum ein vorhergesagter Wert der Zielfunktion ZF zugeordnet wird;
- Fig. 2 einen Vergleich zwischen den Optimierungsergebnissen für ein Kompressorschaufelprofil mit herkömmlichem CMA-Algorithmus (Dreiecke) und einer Methode gemäss der Erfindung unter Anwendung eines Gausssschen Verfahrens (Rechtecke); und
- Fig. 3 einen Vergleich zwischen den Optimierungsergebnissen für den Läufer einer hydraulischen Turbine mit herkömmlichem CMA-Algorithmus (Dreiecke) und einer Methode gemäss der Erfindung unter Anwendung eines Gausssschen Verfahrens (Rechtecke).

WEGE ZUR AUSFÜHRUNG DER ERFINDUNG

Für die nachfolgend erläuterten Ausführungsbeispiele der Erfindung wird als evolutionärer Algorithmus der sogenannte CMA-Algorithmus (CMA = Covariance Matrix Adaptation) eingesetzt; selbstverständlich sind im Rahmen der Erfindung auch andere bekannte evolutionäre Algorithmen denkbar. Der CMA-Algorithmus ist beispielsweise in einem Artikel von N. Hansen und A. Ostermeier, Completely Derandomized Self-adaptation in Evolution Strategies, *Evolutionary Computation* 9(2), S. 159-195 (2001), beschrieben. Der CMA-Algorithmus umfasst in einer mehrfach durchlaufenen Schleife die folgenden hauptsächlichen Schritte:

1. Bestimmung der Zielfunktion („objective function“) für die vorliegende Generation von Individuen.
2. Auswahl der Eltern für die nächste Generation.
3. Vereinigung („recombination“) der ausgewählten Eltern
4. Mutation zur Erzeugung der Individuen der nächsten Generation, dann zurück zum Schritt 1.

Der CMA-Algorithmus arbeitet mit einer kleinen Zahl von Individuen pro Generation und passt die Stärke der Mutation für jeden Parameter des Individuums nach Massgabe des vorangegangenen Optimierungsverlaufs (Evolutionspfades) an. Der CMA-Algorithmus ist in der Vergangenheit bereits mehrfach zur Lösung von technischen Problemstellungen eingesetzt worden. Zwei dieser Anwendungen sollen bei den nachfolgenden Erläuterungen als Referenz herangezogen werden. Die eine Anwendung beschäftigt sich mit der Optimierung von Kompressorschaufeln (Büche D. et al., Automated Design Optimization of Compressor Blades for Stationary, Large Scale Turbomachinery, Proc. of IGT03, ASME Turbo Expo 2003, Atlanta (2003)). Die andere Anwendung ist ein automatisierter Entwurf von Läufern für hydraulische Turbinen (Thomas L. et al., Automated Design of a Francis Turbine Runner Using Global Optimization Algorithms, Proc. of the Hydraulic Machinery and Systems, 21st IAHR Symposium, Lausanne (2002)).

Die beim nachfolgenden Ausführungsbeispiel eine wichtige Rolle spielenden Gaußsschen Verfahren, die auch als Kriging- oder stochastische Verfahren bezeichnet werden, sind in breitem Umfang bei Anwendern der räumlichen Statistik als Interpolationsmethode für verschiedene Datensätze benutzt worden. Eine Beschreibung der Gaußsschen Verfahren findet sich beispielsweise in der Veröffentlichung von Gibbs M. und MacKay D., Efficient Implementation of Gaussian Processes, Cavendish Laboratory (1997). Erst vor kurzem sind die Gaußsschen Verfahren als Antwortflächen („response surfaces“) für Anwendungen von Optimierungsalgorithmen vorgeschlagen worden (siehe die eingangs genannten Artikel von Emmerich M. et al. und El-Beltagy M.A. et al.).

Einige der Vorteile der Gaußsschen Verfahren sind:

- Die Vorhersage besteht aus einer Gaußsschen Verteilung für jeden betrachteten Punkt. Das Ergebnis liegt in Form eines Mittelwertes und einer Varianz vor. Die Vorhersage der Varianz ist von grossem Interesse für eine Interpolationsmethode, da sie die Genauigkeit der Interpolation an der ausgewählten Stelle repräsentiert.
- Die Anzahl der Parameter des Modells ist vergleichsweise gering, so dass Probleme der Überbestimmung vermieden werden.
- Ein Rausch-Modell kann in die Formulierung eingebaut werden, so dass verrauschte Daten verarbeitet werden können. Dies kann von Bedeutung sein, wenn Daten aus iterativen Lösungsverfahren wie z.B. Lösungsverfahren zur Flüssigkeitsströmung verwendet werden.

Damit ein evolutionärer Optimierungsalgorithmus effizient ist, muss er sowohl den funktionellen Raum erkunden als auch Verbesserungen in der Zielfunktion feststellen. Beim CMA-Algorithmus wird das Erkundungsverhalten durch Einsatz von Rekombinations- und Mutationsoperatoren erreicht, und die Verbesserungen in der Zielfunktion werden durch eine Kombination eines Evaluations- und Selektionsoperators festgestellt. Für ingenieurmässige Anwendungen sind die Kosten der evolutionären Operatoren vernachlässigbar. Ein entscheidender Vorteil

kann jedoch durch Verfahren erreicht werden, bei denen Bestimmungen der Zielfunktion eingespart werden.

Verfahren, die Antwortflächen („response surfaces“ RS) einsetzen, haben genau dies zum Ziel. Sie ersetzen die exakte Berechnung der aufwändigen Zielfunktionen durch die (einfachere) Berechnung einer Näherung. Bei herkömmlichen RS-Verfahren ist die Genauigkeit der Vorhersagen nicht garantiert und es wird daher eine Bestätigung mittels exakter Berechnungen der Zielfunktion benötigt (siehe Jin Y. et al., Managing Approximate Models in Evolutionary Design Optimization, Honda R&D Europe (Deutschland) GmbH). Durch die Verwendung von Gausssschen Verfahren als Antwortflächen wird eine Genauigkeitsabschätzung Teil der Vorhersage. Man kann damit rational entscheiden, ob eine exakte Berechnung der Zielfunktion notwendig ist oder nicht und auf diese Weise erhebliche Rechenzeit einsparen. Dieses Konzept ist ein zentraler Bestandteil der vorliegenden Erfindung.

Ausgehend von der Darstellung in der o.g. Veröffentlichung von Gibbs und MacKay können die Gausssschen Verfahren wie folgt formuliert werden:

Für einen Satz Trainingsdaten von N Punkten $\{\bar{x}_i, t_i\}_{i=1}^N$, bei denen $\bar{x}_i$ ein L-dimensionaler Vektor und ein Satz von Hyperparametern $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ und $\{r_i\}_{i=1}^L$ ist, kann man die folgende auf einer Gausssschen Korrelation und einem Eingangs-unabhängigen Rauschen basierende Kovarianzfunktion definieren:

$$(1) \quad C(\bar{x}_m, \bar{x}_n) = \theta_1 \exp \left\{ -\frac{1}{2} \cdot \sum_{l=1}^L \frac{(x_m^{(l)} - x_n^{(l)})^2}{r_l^2} \right\} + \theta_2 + \theta_3 \cdot \delta_{mn}$$

Die Kovarianzmatrix C ist definiert als N-dimensionale Quadratische Matrix, deren Elemente $C(x_m, x_n)$ sind. Die Vorhersagen $\hat{t}_{N+1}$ des Ergebnisses und die Varianz

$\sigma_{\hat{t}_{N+1}}^2$ nach der Methode der Gausssschen Verfahren bei einem neuen Ort $\vec{x}_{N+1}$ können durch die nachfolgenden Beziehungen erhalten werden:

$$(2) \quad \hat{t}_{N+1} = \vec{k}_{N+1}^T \cdot \mathbf{C} \cdot \vec{t}_N$$

$$(3) \quad \sigma_{\hat{t}_{N+1}}^2 = \kappa - \vec{k}_{N+1}^T \cdot \mathbf{C} \cdot \vec{k}_{N+1}$$

$$(4) \quad (\vec{k}_{N+1})_i = C(x_{N+1}, x_i)$$

$$(5) \quad (\vec{t}_N)_i = t_i$$

$$(6) \quad \kappa = \theta_1 + \theta_2 + \theta_3.$$

Die Hyperparameter θ_1 , θ_2 , θ_3 und $\{\vec{t}_i\}_{i=1}^L$ des Gausssschen Verfahrensmodells werden durch ein Training aufgrund des Datensatzes erhalten. Dabei wird das Kriterium der maximalen logarithmischen Wahrscheinlichkeit angewendet. Die logarithmische Wahrscheinlichkeit ist:

$$(7) \quad L = -\frac{1}{2} \log(\det(\mathbf{C}_N)) - \frac{1}{2} \vec{t}_N^T \cdot \mathbf{C}_N \cdot \vec{t}_N - \frac{N}{2} \log(2\pi).$$

Optimierungen werden durchgeführt, um den besten Satz von Hyperparametern für das Modell zu finden. Wenn Daten aus exakten Berechnungen zu dem Satz von Trainingsdaten zugefügt werden, kann die Optimierung unter Einsatz eines Gradienten oder eines evolutionären Algorithmus durchgeführt werden. Die Häufigkeit, mit der der evolutionäre Algorithmus aufgerufen wird, kann durch den Anwender bestimmt werden. In den hier beschriebenen Anwendungen wird der evolutionäre Algorithmus jeweils nach 5-10 Malen aufgerufen.

Gemäss der vorliegenden Erfindung wird nun ein neuartiger modifizierter CMA-Algorithmus mit der nachfolgenden Schrittfolge vorgeschlagen:

1. Training eines Gausssschen Verfahrens unter Verwendung der letzten n exakten Berechnungen (s.o.). Die Eingangsvariablen sind die Designvariablen, das Ergebnis ist die Zielfunktion.
2. Bestimmung der aktuellen Generation von Individuen mittels des Gausssschen Verfahrens (s.o.).
3. Identifizierung der möglichen besten Eltern für die nächste Generation.
4. Exakte Berechnung der möglichen besten Eltern.
5. Auswahl der endgültigen Eltern aus den möglichen besten Eltern.
6. Vereinigung (Rekombination) der Eltern (wie beim originalen CMA-Verfahren).
7. Mutation (wie beim originalen CMA-Verfahren).

Gegenüber dem herkömmlichen CMA-Verfahren sind die Abschnitte der Selektion und Berechnung verändert. Diese Veränderungen haben zur Folge, dass nur die Individuen, die als Elternkandidaten für die nächste Generation in Frage kommen, tatsächlich exakt berechnet werden. Somit kann – wenn die exakte Berechnung sehr zeitaufwändig ist – erhebliche Rechenzeit eingespart werden.

Ein wesentlicher Punkt des vorgeschlagenen neuen Algorithmus ist die Bestimmung bzw. Auswahl der Individuen, die exakt berechnet werden sollen. Das Verfahren dazu benutzt sowohl die Vorhersage als auch die Varianzwerte des Gausssschen Verfahrens. Nachfolgend wird beispielsweise die Minimierung einer Zielfunktion mit einer evolutionären Strategie mit p Eltern und c Kindern betrachtet. Die Anwendung des Gausssschen Verfahrens führt zu c Vorhersagewerten und Varianzen $\{t_i, \sigma_i^2\}_{i=1}^c$. Um die Elternkandidaten für die nächste Generation auszuwählen, werden die folgenden Schritte durchgeführt (siehe Fig. 1; p ist gleich 4; c ist gleich 10):

1. Es werden die p besten Vorhersagewerte der gegenwärtigen Population ausgewählt. Das Ensemble(die Menge) dieser ausgewählten

Vorhersagewerte wird mit D bezeichnet (in Fig. 1 sind dies die Individuen P1,...,P4).

2. Es wird mit Hilfe der Varianzen aller Individuen des Ensembles D ein Grenzwert b (strichpunktierte Gerade in Fig. 1) gemäss folgender Gleichung definiert:

$$(8) \quad b = \max \left\{ t_i + \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D}.$$

3. Es werden zusätzlich diejenigen Individuen aus der Restmenge ausgewählt (in Fig. 1 sind dies die Individuen P', P'' und P'''), welche das folgende Kriterium erfüllen:

$$(9) \quad \left\{ t_i - \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D} < b.$$

Die Auswahl der Elternkandidaten erfolgt demnach in zwei Phasen:

Beim Schritt 1 werde diejenigen (p) Individuen ausgewählt, die nach den Vorhersagewerten aus dem Gausssschen Verfahren Eltern für die nächste Generation sein würden. Bei den Schritten 2 und 3 werden auf der Grundlage der Vorhersagewerte und Varianzen aus dem Gausssschen Verfahren Fehlerbalken generiert. Individuen, die noch nicht ausgewählt worden sind, deren Fehlerbalken aber diejenigen der im Schritt 1 ausgewählten Individuen überlappen (P', P'' und P''' in Fig. 1), werden zusätzlich ausgewählt, weil sie möglicherweise besser sein können, als andere bereits ausgewählte Individuen. Der Koeffizient α steuert dabei die Anzahl der Individuen, die in der zweiten Phase zusätzlich ausgewählt werden. Der optimale Wert von α wird empirisch und mit der Kenntnis ermittelt, dass das exakte Ergebnis lokal einer Gausssschen Verteilung N der vorhersagten Werte und Varianzen folgen sollte. Mit den zusätzlich ausgewählten Individuen ergeben sich insgesamt $x > p$ als mögliche Eltern ausgewählte Individuen (in Fig. 1 ist $x = 4+3 = 7$). Für die x vorausgewählten Individuen wird dann die Zielfunktion exakt berechnet. Anhand der exakt berechneten Werte der Zielfunktion werden dann die endgültigen p Individuen als Eltern für die nächste Generation ausgewählt

Die vorgeschlagene Methode ist auf zwei Konstruktionsprobleme angewandt worden, die für die Industrie von Interesse sind. Das eine Problem befasst sich mit

dem Profilabschnitt der Kompressorschaukel einer Gasturbine, wie es in dem weiter oben zitierten Artikel von Büche D. et al. beschrieben ist. Zur Reduzierung der Komplexität der Optimierung wird nur ein einziger Profilabschnitt im Hinblick auf die Strömungsbedingungen betrachtet. 16 Parameter sind frei variierbar und steuern die Geometrie des Profils. Zur Lösung wird ein Schaufel-zu-Schaukel-Strömungscode eingesetzt, der unter der Bezeichnung MISES bekannt ist (siehe auch: A User's Guide to MISES 2.1 – Technical Report MIT (1995)). Die Komponenten der zu minimierenden Zielfunktion sind:

- Ein Koeffizient des Strömungsverlustes,
- ein Malus („penalty term“), das auf dem Dickenverhältnis hinsichtlich der Schaufelsehne beruht, und
- ein Malus, das auf dem gewünschten Strömungsausstrittswinkel beruht.

Der evolutionäre CMA-Algorithmus wird mit 2 Kindern und 10 Eltern als Randbedingung verwendet. In Fig. 2 ist die Wirksamkeit des CMA-Verfahrens mit der Wirksamkeit der hier neu vorgeschlagenen Methode verglichen. Für die letztgenannte Methode wird ein Koeffizient α von 1,5 angenommen und ein Umfang der Trainingsdaten für das Gaussche Verfahren von 100.

Nach 1000 Generationen bzw. „solver calls“ wird eindeutig eine bessere Zielfunktion für die neu vorgeschlagene Methode erreicht als für die bisherige CMA-Strategie. Obwohl über eine Verbesserung der Effektivität erst nach noch mehr Generationen Aussagen gemacht werden können, ist klar erkennbar, dass die vertikale Streuung der Werte bei der neu vorgeschlagenen Methode deutlich geringer ist. Die Werte der Zielfunktion sind auf ein schmales, zur Konvergenz führendes Band beschränkt, was in Einklang mit den Ideen der vorgeschlagenen Methode ist.

Das andere Problem befasst sich mit dem Läufer einer hydraulischen Turbine, wie es im oben zitierten Artikel von Thomas L. et al. beschrieben ist. Es wird dieselbe Zielfunktion verwendet. Die 35 Parameter, welche die Gestaltung der Läufergeometrie steuern, werden als frei variierbar angesetzt. Auch hier werden 2

Kinder und 10 Eltern für den evolutionären CMA-Algorithmus genommen, sowie ein α von 1,5 und ein Umfang an Trainingsdaten von 100 für das Gaussssche Verfahren angesetzt. Nach 1500 Durchgängen bzw. „solver calls“ wird mit der neu vorgeschlagenen Methode ein deutlich besserer Wert der Zielfunktion erreicht (Fig. 3). Auch in diesem Fall ist die vertikale Streuung der Werte deutlich geringer als bei der herkömmlichen CMA-Strategie.

Insgesamt wird mit der neu vorgeschlagenen Methode eine Beschleunigung der evolutionären CMA-Optimierung erreicht. Bemerkenswert ist dabei, dass für den Fortschritt der Optimierung nicht die tatsächlichen Werte der Zielfunktionen von Bedeutung sind. Vielmehr ist die Rangordnung der Individuen in der jeweiligen Generation für die Auswahl der Eltern der nächsten Generation wichtig. Die vorgeschlagene Methode zielt auf die Berechnung nur der tatsächlich als Eltern in Frage kommenden Individuen ab, so dass die geeigneten daraus als Eltern für die nächste Generation ausgewählt werden können.

Dieser Lösungsweg ist sehr effektiv. Für analytische Testfunktionen kann die Anzahl der notwendigen exakten Berechnungen um 50-70% reduziert werden. Für realistische ingenieurmässige Probleme mit einigem Rauschen in den Trainingsdaten des Gausssschen Verfahrens kann eine Reduktion von 40-60% erwartet werden.

Die vorgeschlagene Methode ist auf Zielfunktionen anwendbar, die eine mittlere bis hohe Berechnungsdauer erfordern. Sie ist nicht auf den Fall einer einzelnen Zielfunktion beschränkt, sondern kann auch auf Fälle mit mehreren Zielfunktionen angewandt werden. Desgleichen ist die Methode nicht auf den CMA-Algorithmus beschränkt, sondern lässt sich auf alle Arten von evolutionären Algorithmen anwenden.

PATENTANSPRÜCHE

1. Verfahren zur evolutionären Optimierung, insbesondere von komplexen technischen Gegenständen wie z.B. Turbomaschinenschaufeln oder dgl., bei welchem Verfahren aus den zu einer n-ten Generation von jeweils durch einen Parametersatz charakterisierten c Individuen in einem ersten Schritt $p \leq c$ im Hinblick auf die evolutionäre Optimierung am besten geeignete Individuen ausgewählt werden, und in einem zweiten Schritt die p ausgewählten Individuen als Eltern zur Erzeugung von Individuen einer nachfolgenden $(n+1)$ -ten Generation verwendet werden, wobei zur Bestimmung der auf die evolutionäre Optimierung bezogenen Qualität der erzeugten Individuen die exakte Berechnung des Wertes wenigstens einer vom Parametersatz des jeweiligen Individuums abhängigen Zielfunktion (ZF) herangezogen wird, dadurch gekennzeichnet, dass zur Einsparung von Rechenzeit im ersten Schritt anhand eines näherungsweise berechneten Vorhersagewertes ($\{t_i\}_{i=1}^c$) für die Zielfunktion und einer zugehörigen, geschätzten Varianz ($\{\sigma_i^2\}_{i=1}^c$) für den Vorhersagewert aus der Menge der c Individuen eine Vorauswahl von x mit $p \leq x \leq c$ als Eltern geeigneten Individuen vorgenommen wird, dass für die x vorausgewählten Individuen der Wert der Zielfunktion (ZF) exakt berechnet wird, und dass nach Massgabe der berechneten Werte der Zielfunktion (ZF) aus den x vorausgewählten Individuen die $p \leq x$ Eltern für die nächste Generation ausgewählt werden.

2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass für die Berechnung der Erwartungswerte und Varianzen der Zielfunktion ein Gaussssches Verfahren angewendet wird.

3. Verfahren nach Anspruch 2, dadurch gekennzeichnet, dass das Gaussssche Verfahren zunächst unter Verwendung einer vorgegebenen Anzahl von exakten Berechnungen der Zielfunktion (ZF) trainiert wird.

4. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 3, dadurch gekennzeichnet, dass als evolutionärer Algorithmus ein CMA-Algorithmus verwendet wird (CMA = Covariance Matrix Adaptation).

5. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 4, dadurch gekennzeichnet, dass im ersten Schritt anhand der Erwartungswerte und Varianzen der Zielfunktion (ZF) zunächst p als Eltern geeignete Individuen ausgewählt werden, welche eine Menge D bilden, dass mit Hilfe der Varianzen aller p ausgewählten Individuen ein Grenzwert b gemäss folgender Gleichung

$$b = \max \left\{ t_i + \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D}$$

definiert wird, wobei α ein gewählter Koeffizient ist, und dass zusätzlich x-p Individuen aus der Restmenge ausgewählt und zu den p Individuen zugefügt werden, welche das Kriterium

$$\left\{ t_i - \alpha \cdot \sqrt{\sigma_i^2} \right\}_{i \in D} < b$$

erfüllen.

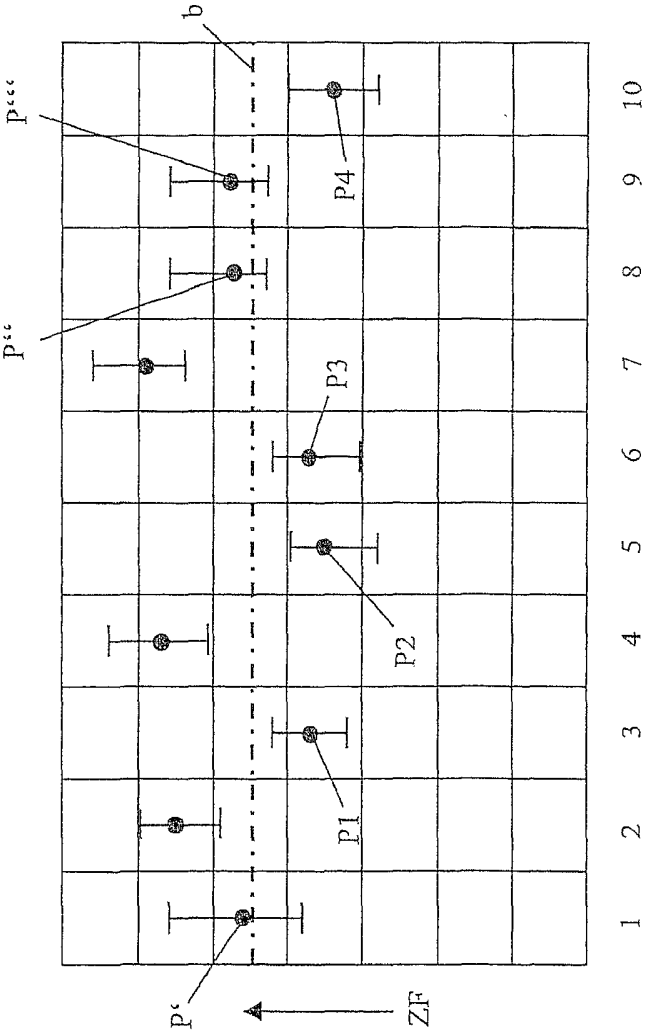


Fig. 1

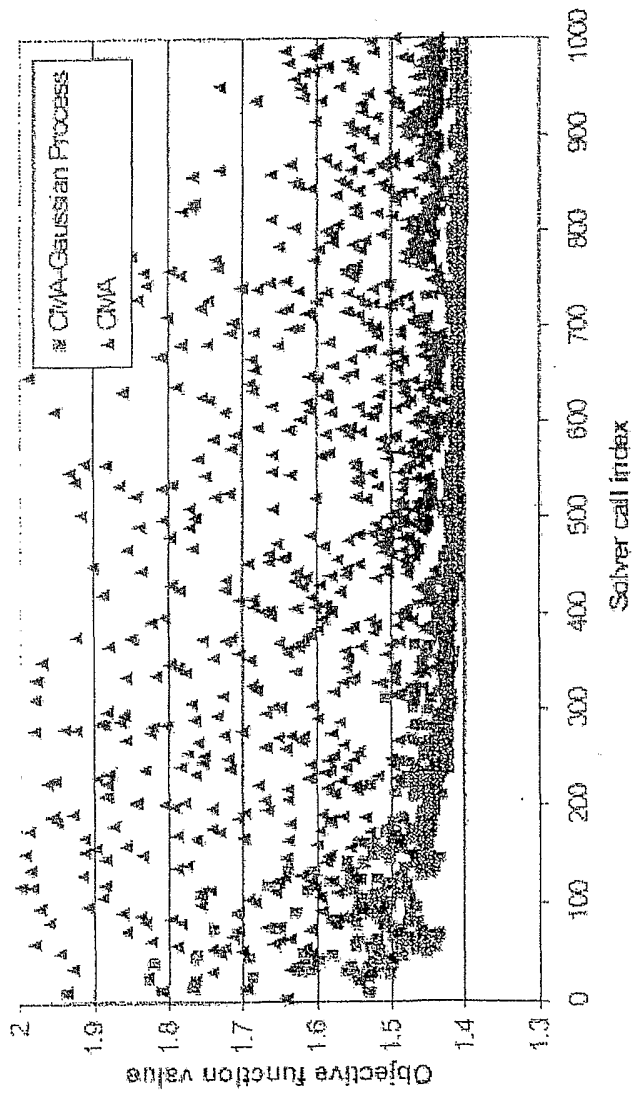


Fig. 2

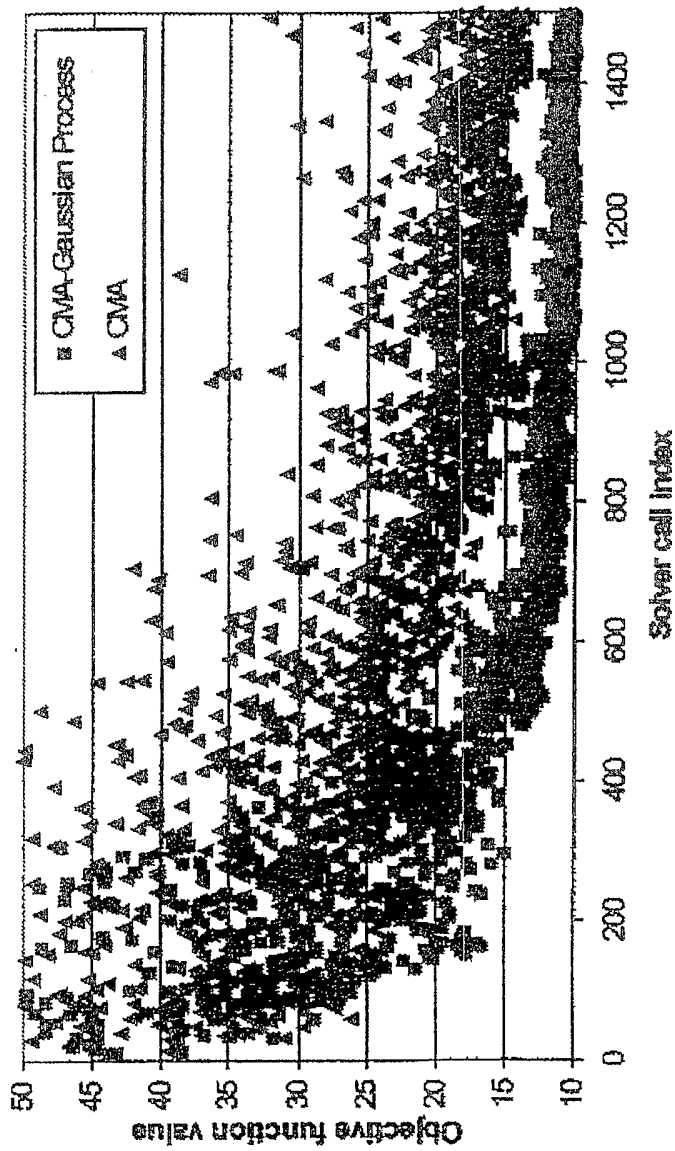


Fig.3