

Nilanjan Dey *Hrsg.*

Anwendungen des Cuckoo-Suchalgorithmus und seiner Varianten

Anwendungen des Cuckoo-Suchalgorithmus und seiner Varianten

Nilanjan Dey
(Hrsg.)

Anwendungen des Cuckoo-Suchalgorithmus und seiner Varianten

 Springer Vieweg

Hrsg.
Nilanjan Dey
Department of Information Technology
Techno International New Town
Kolkata, West Bengal, India

ISBN 978-981-99-7492-4 ISBN 978-981-99-7493-1 (eBook)
<https://doi.org/10.1007/978-981-99-7493-1>

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <https://portal.dnb.de> abrufbar.

Übersetzung der englischen Ausgabe: „Applications of Cuckoo Search Algorithm and its Variants“ von Nilanjan Dey, © The Editor(s) (if applicable) and The Author(s), under exclusive license to Springer Nature Singapore Pte Ltd. 2021. Veröffentlicht durch Springer Nature Singapore. Alle Rechte vorbehalten.

Dieses Buch ist eine Übersetzung des Originals in Englisch „Applications of Cuckoo Search Algorithm and its Variants“ von Nilanjan Dey, publiziert durch Springer Nature Singapore Pte Ltd. im Jahr 2021. Die Übersetzung erfolgte mit Hilfe von künstlicher Intelligenz (maschinelle Übersetzung). Eine anschließende Überarbeitung im Satzbetrieb erfolgte vor allem in inhaltlicher Hinsicht, so dass sich das Buch stilistisch anders lesen wird als eine herkömmliche Übersetzung. Springer Nature arbeitet kontinuierlich an der Weiterentwicklung von Werkzeugen für die Produktion von Büchern und an den damit verbundenen Technologien zur Unterstützung der Autoren.

© Der/die Herausgeber bzw. der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer Nature Singapore Pte Ltd. 2024

Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die nicht ausdrücklich vom Urheberrechtsgesetz zugelassen ist, bedarf der vorherigen Zustimmung des Verlags. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Bearbeitungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von allgemein beschreibenden Bezeichnungen, Marken, Unternehmensnamen etc. in diesem Werk bedeutet nicht, dass diese frei durch jedermann benutzt werden dürfen. Die Berechtigung zur Benutzung unterliegt, auch ohne gesonderten Hinweis hierzu, den Regeln des Markenrechts. Die Rechte des jeweiligen Zeicheninhabers sind zu beachten.

Der Verlag, die Autoren und die Herausgeber gehen davon aus, dass die Angaben und Informationen in diesem Werk zum Zeitpunkt der Veröffentlichung vollständig und korrekt sind. Weder der Verlag noch die Autoren oder die Herausgeber übernehmen, ausdrücklich oder implizit, Gewähr für den Inhalt des Werkes, etwaige Fehler oder Äußerungen. Der Verlag bleibt im Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutionsadressen neutral.

Planung/Lektorat: Aninda Bose

Springer Vieweg ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer Nature Singapore Pte Ltd. und ist ein Teil von Springer Nature.

Die Anschrift der Gesellschaft ist: 152 Beach Road, #21-01/04 Gateway East, Singapore 189721, Singapore

Das Papier dieses Produkts ist recycelbar.

Vorwort

Evolutionär basierte metaheuristische Ansätze werden effektiv angewendet, um komplizierte Optimierungsprobleme in verschiedenen realen Anwendungen zu lösen. Einer der erfolgreichen Optimierungsalgorithmen ist die Cuckoo-Suche (CS), die zu einem aktiven Forschungsbereich geworden ist, um N-dimensionale und lineare/nichtlineare Optimierungsprobleme mit einfachen mathematischen Prozessen zu lösen. Seit ihrer Erfindung im Jahr 2009 hat CS die Aufmerksamkeit verschiedener Forscher auf sich gezogen, was zu zahlreichen Varianten der grundlegenden CS mit verbesserter Leistung geführt hat. Dieses Buch hebt die grundlegenden Konzepte des CS-Algorithmus und seiner wichtigsten Varianten sowie deren Einsatz zur Lösung verschiedener Optimierungsprobleme in medizinischen und technischen Anwendungen hervor.

Dieser Band enthält dreizehn Kapitel, die verschiedene CS-Anwendungen zur Lösung von Optimierungsproblemen darstellen. In Kap. 1 führen Mondal et al. eine herausragende, zukunftsweisende Untersuchung durch, die sich auf die Verwendung von CS und seinen Varianten in verschiedenen Stadien der digitalen Bildverarbeitung konzentriert, einschließlich Bildverbesserung, Schwellenwertbildung, Segmentierung, Merkmalsauswahl, Klassifizierung und Kompression. Dann, in Kap. 2, wenden Campuzano et al. die CS für die parametrische Datenanpassung von charakteristischen Kurven der Van-der-Waals-Gleichung von Gasen an. Diese Studie beinhaltet auch eine vergleichende Studie mit polynomialer Kurvenanpassung und mehrschichtigem neuronalen Perzeptronnetzwerk sowie zwei populären naturinspirierten metaheuristischen Methoden, nämlich Firefly- und Bat-Algorithmen. In Kap. 3 stellen Ozsoydan et al. den Cuckoo-Suchalgorithmus mit verschiedenen Bewegungen vor. Neue Bewegungsverfahren werden vorgeschlagen, einschließlich Quantum, Brownian und Random Walk für CS, die die Standardform von CS, d. h. Lévy Flight, übernehmen. In Kap. 4 implementieren Dao et al. einen statistikbasierten CS-Algorithmus für seine technischen Anwendungen, wie z. B. die Aufgabe der Kamerapositionierung. In einer solchen Anwendung wird CS verwendet, um die Designvariablen, Zielgrößen und Beschränkungen zu optimieren.

In Kap. 5 setzen Kotwal et al. den CS-Algorithmus ein, um ein vorwärtsgerichtetes neuronales Netz zu trainieren und sein inhärentes Problem des Feststeckens in lokalen Minima zu lösen. Diese Studie skizziert drei verschiedene Anwendungen von CS-basierten künstlichen neuronalen Netzen. In Kap. 6 optimieren Carbas und Aydogdu das Design von Stahlskelettbauten mit CS. Danach, in Kap. 7, schlagen Singh und Shukla die Verwendung der Cuckoo-Suchalgorithmus-Benutzeroberfläche zur Parameteroptimierung des Ultraschallbearbeitungsprozesses vor, um die erforderlichen Parameter zu optimieren, um das gewünschte Benutzeroberflächenprofil auf der bearbeiteten Oberfläche mit weniger Restschäden zu erhalten. In Kap. 8 wenden García-Gutiérrez et al. die CS an, um die Parameter des Fuzzy-Logik-Controllers abzustimmen. In Kap. 9 berichten Das et al. über verschiedene Sprachverarbeitungsanwendungen mit CS. In Kap. 10 entwerfen Ocal und Pekcan einen CS-basierten Back-Calculation-Algorithmus zur Schätzung der Schichteigenschaften von volltiefflexiblen Fahrbahndecken. Die Leistung des vorgeschlagenen CS-basierten Algorithmus wurde mit synthetisch berechneten Verformungen durch eine Finite-Elemente-basierte Software und Verformungsdaten aus dem Feld bewertet. Darüber hinaus wurde eine vergleichende Studie durchgeführt, die die genetischen Algorithmen (GA), die Particle Swarm Optimization (PSO) und den Gravitational Search Algorithm (GSA) einschloss, und die Effizienz der CS im Vergleich zu diesen anderen Optimierungsmethoden feststellt. In Kap. 11 wenden Tutuş et al. CS zur Lösung eines zielbasierten Designansatzes von Stützwänden an, gefolgt von Kap. 12, in dem Altun et al. einen hybriden CS und Differential-Evolution-Algorithmen zur Optimierung der Kosten von mechanisch stabilisierten Erdwänden vorschlagen. Schließlich, in Kap. 13, schlägt Maroosi einen von Membransystemen inspirierten Cuckoo-Suchalgorithmus vor, der mehr als eine Kostenfunktion auf parallelen Geräten gleichzeitig bewerten kann.

Der Herausgeber möchte seinen Dank an die Autoren für die wertvollen Beiträge und die geschätzten Gutachter ausdrücken. Ein erweiterter Dank geht an die Mitglieder des Springer-Teams für ihre Unterstützung. Der Herausgeber hofft, dass dieses Buch fortschrittliche, wertvolle Forschung über Cuckoo-Suche und seine Varianten zur Lösung verschiedener technischer Optimierungsprobleme in realen klinischen Anwendungen enthält.

Inhaltsverzeichnis

1	Cuckoo-Suche und ihre Varianten in der digitalen Bildverarbeitung: Eine umfassende Überprüfung	1
	Atreyee Mondal, Nilanjan Dey und Amira S. Ashour	
2	Cuckoo-Suche-Algorithmus für die parametrische Datenanpassung von Kennlinien der Van-der-Waals-Gleichung realer Gase	23
	Almudena Campuzano, Andrés Iglesias und Akemi Gálvez	
3	Cuckoo-Suche-Algorithmus mit verschiedenen Walk-Mechanismen	49
	F. B. Ozsoydan und İ. Gölcük	
4	Cuckoo-Suche-Algorithmus: Statistikbasierte Optimierungsansatz und technische Anwendungen	83
	Thanh-Phong Dao	
5	Training eines vorwärtsgerichteten neuronalen Netzes mit Cuckoo-Suche	105
	Adit Kotwal, Jai Kotia, Rishika Bharti und Ramchandra Mangrulkar	
6	Cuckoo-Suche für optimales Design von Stahlrahmenkonstruktionen im Hochbau	129
	Serdar Carbas und Ibrahim Aydogdu	
7	Anwendung einer Cuckoo-Suche-Algorithmus-Benutzeroberfläche zur Parameteroptimierung der Ultraschallbearbeitung	155
	D. Singh und R. S. Shukla	
8	Der Cuckoo-Suche-Algorithmus angewendet auf die Optimierung von Fuzzy-Logik-Steuerungsparametern	181
	G. García-Gutiérrez, D. Arcos-Aviles, E. V. Carrera, F. Guinjoan, A. Ibarra und P. Ayala	

9	Auswirkungen des Cuckoo-Suche-Algorithmus auf die Sprachverarbeitung	215
	Akalpita Das, Himanish Shekhar Das und Himadri Shekhar Das	
10	Cuckoo-Suche basierter Back-Calculation-Algorithmus zur Schätzung der Schichteneigenschaften volltiefflexibler Fahrbahndecken	239
	A. Öcal und O. Pekcan	
11	Ein zielbasierter Designansatz für Stützwände mit dem Cuckoo-Suche-Algorithmus	265
	E. B. Tutuş, T. Ghalandari und O. Pekcan	
12	Ein hybrider Cuckoo-Suche-Algorithmus zur Kostenoptimierung von mechanisch stabilisierten Erdwänden	289
	M. Altun, Y. Yalcin und O. Pekcan	
13	Ein von Membransystemen inspirierter Cuckoo-Suche-Algorithmus	321
	A. Maroosi	

Über den Herausgeber

Nilanjan Dey ist Assistenzprofessor am Department of Information Technology, Techno International New Town (ehemals bekannt als Techno India College of Technology), Kolkata, Indien. Er ist ein Gastwissenschaftler der University of Reading, UK; ein Gastprofessor an der Duy Tan University, Vietnam; und war ein ehrenamtlicher Gastwissenschaftler bei Global Biomedical Technologies Inc., CA, USA (2012–2015). Er promovierte 2015 an der Jadavpur University.

Er ist der Chefredakteur des International Journal of Ambient Computing and Intelligence, IGI Global. Er ist der Co-Herausgeber der Springer Tracts in Nature-Inspired Computing, Springer Nature; Co-Herausgeber der Advances in Ubiquitous Sensing Applications for Healthcare, Elsevier; und Herausgeber der Reihe Computational Intelligence in Engineering Problem Solving und Intelligent Signal Processing and Data Analysis, CRC. Er hat mehr als 50 Bücher mit Springer, Elsevier, Wiley und CRC Press verfasst oder bearbeitet und mehr als 300 begutachtete Forschungsarbeiten veröffentlicht. Seine Hauptforschungsinteressen umfassen medizinische Bildgebung, maschinelles Lernen, computergestützte Diagnose, Datenmining usw. Er ist der indische Botschafter der International Federation for Information Processing (IFIP) – Young ICT Group.

Kapitel 1

Cuckoo-Suche und ihre Varianten in der digitalen Bildverarbeitung: Eine umfassende Überprüfung



Atreyee Mondal, Nilanjan Dey und Amira S. Ashour

1 Einführung

In der Computer Vision bezieht sich Bildverarbeitung auf die Analyse und Manipulation von digitalen Bildern, um ihre Qualität zu verbessern [1]. Die Verbesserung der visuellen Erscheinung des Bildes und das Extrahieren der wichtigen Informationen aus den Bildern gelten als Hauptaufgaben der Bildverarbeitung [2]. Bildverarbeitung ist ein Teilbereich der digitalen Signalverarbeitung, bei der der Eingabeparameter ein Bild oder eine Sequenz von Bildern in einem Video sein kann, während die Ausgabe einige Merkmale im Zusammenhang mit dem Bild oder einem Bildrahmen sein kann [3]. Die Bildverarbeitung verfügt über eine Vielzahl von Techniken, wie Bildverbesserung, Bildentrauschung, Bildclustering, Bildsegmentierung, Merkmalsextraktion, Merkmalsauswahl, Bildklassifizierung und Bildkompression [4]. In den letzten Jahren wird die Bildverarbeitung aufgrund der großen Menge an komplizierten, verrauschten Bildern aus verschiedenen Quellen in einer Vielzahl von Anwendungen immer herausfordernder, was minimalen Rechenaufwand bzw. minimale Rechenzeit und höhere Genauigkeit erfordert [5]. Daher werden, zusammen mit den verschiedenen Parametern in jeder Bildverarbeitungsstufe, die eine Feinabstimmung und genaue Auswahl ihrer Werte erfordern, Optimierungsalgorithmen unerlässlich, um solche Herausforderungen auf zeitlich effiziente Weise zu bewältigen.

A. Mondal (✉) · N. Dey
Department of Information Technology, Techno International New Town, Kolkata,
West Bengal, India
E-Mail: atreyee.shakshi@gmail.com

A. S. Ashour
Department of Electronics and Electrical Communications Engineering, Faculty of Engineering,
Tanta University, Tanta, Egypt

Optimierungsalgorithmen arbeiten sehr gut, um die Rechenkosten effektiv zu senken, die Leistung zu steigern und den Energieverbrauch zu minimieren [6, 7]. In der Bildverarbeitung entsteht das Optimierungsproblem, die Zuverlässigkeit des Algorithmus zu überprüfen, indem verschiedene Komponenten berücksichtigt werden, wie die Formulierung der Abhängigkeit zwischen den Parametern [8]. Das Hauptziel von Optimierungsalgorithmen besteht darin, eine ideale, machbare und optimale Lösung für die Problemstellung zu finden. Um solche Lösungen zu erhalten, integrieren die Algorithmen zunächst einen zufälligen Lösungsvektor und beginnen, den gesamten Suchraum zu durchlaufen und sich in jedem Schritt einer besseren Herangehensweise zu nähern, was letztendlich in kürzerer Zeit zur besten Lösung führt [9–12]. In der realen Welt ist jedoch die Implementierung einer einzigen machbaren Lösung eine herausfordernde Aufgabe.

Typischerweise sind metaheuristische Optimierungsalgorithmen leistungsstarke Werkzeuge in Bildverarbeitungstechniken, wie Bildverbesserung und Bildentrauschung [13, 14] Methoden zur Vorverarbeitung digitaler Bilder. Nach der Vorverarbeitung wird der Segmentierungsprozess durchgeführt [15].

In den letzten Jahrzehnten wurden verschiedene Optimierungsalgorithmen entwickelt, die von einigen inspirierenden Merkmalen der Natur ausgehen, einschließlich des genetischen Algorithmus [16, 17], der aus Darwins Theorie des Überlebens des Stärksten entwickelt wurde, des Partikelschwarmoptimierungsalgorithmus (PSO) [18], der von Schwarmbewegungen inspiriert wurde. Darüber hinaus wurde die Ameisenkolonieoptimierung [19] vom Ameisenverhalten beeinflusst. Abgesehen von diesen wurden der Fledermausalgorithmus [20], der Blütenbestäubungsalgorithmus [21], der Glühwürmchenalgorithmus [22], der gehüpfte Froschsprungalgorithmus [23], der Bakterienweideoptimierungsalgorithmus [24], der künstliche Bienenkoloniealgorithmus [25], und der künstliche Fischeschwarmlgorithmus [26], die von natürlichen Phänomenen beeinflusst wurden und unterschiedliche Grade an Exploration und Ausbeutung für die Suche nutzen.

In dieser Studie wird eine umfassende Überprüfung eines solchen naturinspirierten metaheuristischen Optimierungsalgorithmus, nämlich der Cockoo-Suche (CS), vorgestellt. Der CS-Algorithmus ist inspiriert von der obligatorischen Brutschmarotzerstrategie in Kombination mit dem Lévy-Flight-Verhalten des Kuckucks. Relevante Forschungen zeigen, dass CS-Algorithmen effizient in verschiedenen Stadien der digitalen Bildverarbeitung sind, wie Vorverarbeitung, Segmentierung, Merkmalsauswahl, Klassifizierung und Kompression. Eine detaillierte Diskussion über die Leistung von CS und seinen Varianten in verschiedenen Anwendungen wird in dieser Arbeit vorgestellt.

Der Rest dieser Studie wird wie folgt durchgeführt. Der klassische CS-Algorithmus und seine Varianten sowie Hybriden werden in Abschn. 2 diskutiert. In den Abschn. 3 bis 7 werden verschiedene Bildverarbeitungsmethoden mit CS kurz überprüft. In Abschn. 8 werden verschiedene Anwendungen gemeinsam hervorgehoben. Schließlich stellt Abschn. 9 das Fazit dar.

2 Metaheuristische Algorithmen in der digitalen Bildverarbeitung

2.1 Cuckoo-Suche-Algorithmus

Der Cuckoo-Suche-Algorithmus (CS) gilt als ein von der Natur inspirierter metaheuristischer Strukturoptimierungsalgorithmus, der 2009 von Xin-she Yang und Suash Deb eingeführt wurde [27]. Der Algorithmus wurde durch die obligatorische Brutschmarotzerstrategie der meisten Kuckuckarten in Verbindung mit den Lévy-Flight-Eigenschaften einiger Arten induziert. Die Fortpflanzungsmerkmale der Kuckucke folgen dem typischen obligaten Brutparasitismus, bei der sie ihre Eier in das Nest eines Wirtsvogels legen, um es auszubeuten. Meist ist der Wirtsvogel eine andere Art als der Kuckuck. Sehr wenige Kuckucksarten wie Guira, Glattschnabelani und der Riesenani nisten in ihrer eigenen Gemeinschaft und gelten daher als nichtparasitäre Arten. Diese seltenen Kuckuckarten praktizieren ein kooperatives Brutverhalten, bei dem mehr als ein Kuckucksweibchen Eier in ein Gemeinschaftsnest legt [28]. Allerdings kommt es vor, dass Kuckucke Küken von anderen aus dem Nest entfernen, wenn deren Eltern zur Futtersuche unterwegs sind, um die Chancen für ihrer eigenen Küken zu erhöhen [29].

Abgesehen von diesen wenigen Arten führen die meisten Kuckuckarten obligatorisches Brutschmarotzerverhalten durch, indem sie ihre Eier in die Nester der Wirtsvögel legen. Manchmal verlässt der Wirtsvogel einfach sein Nest oder er wirft das Ei aus dem Nest, wenn er es als fremdes Ei erkennt. Um die Wahrscheinlichkeit der Fortpflanzung zu erhöhen, gleichen einige Kuckuckarten ihre Eier in Farbe und Muster denen der Wirtsvögel an. Darüber hinaus ist auch die Spezialisierung in der Brutzeit bemerkenswert, denn in den meisten Fällen wählt der weibliche Kuckuck die Nester aus, in denen der Wirtsvogel kürzlich mit seinen eigenen Eiern aufgetaucht ist [30]. Mehrere relevante Studien zeigen, dass das Kuckucksküken etwas vor den Eiern des Wirtsvogels schlüpft und auch den Klang der Wirtsküken imitieren kann, um die Wahrscheinlichkeit der Fütterung durch den Wirtsvogel zu erhöhen [31].

Einige Arten suchen auf eine willkürliche oder relativ zufällige Weise nach Nahrung, wobei die Wahrscheinlichkeit der nächsten zufälligen Bewegungsrichtung mathematisch formuliert werden kann [32]. Das Flugverhalten verschiedener Arten zeigt die klassischen Lévy-Flight-Eigenschaften [33–35]. Im CS-Algorithmus sucht ein Kuckuck mit Lévy Flights nach einem Wirtsnest. Der Lévi Flight wurde nach dem französischen Mathematiker Paul Lévy benannt und repräsentiert die typische Strategie des Zufallswegs, die durch seine Schrittlänge bestimmt wird, die einer Potenzgesetzverteilung folgt [36]. Relevante Forschungen zeigen, dass die Lévy Flights auch bei der Jagdstrategie von Albatrosarten und Fruchtfliegen festgestellt werden können. Es maximiert die Effizienz der Ressourcen in unsicherer Umgebung [37]. Der traditionelle CS-Algorithmus folgt drei Idealvorstellungen, nämlich:

- i. Jeder weibliche Kuckuck legt ein Ei auf einmal und wählt ein willkürliches Wirtsnest, um es abzulegen.

- ii. Die besten Nester, die den besten Standard an Eiern haben, werden an die Nachkommen weitergegeben.
- iii. Die Anzahl der zugänglichen Wirtsnester ist konstant, und das Kuckucksei wird vom Wirtsvogel mit einer Wahrscheinlichkeit $p_a \in (0, 1)$ erkannt.

Wenn $p_a \neq 0$ ist, kann der Wirtsvogel entweder das fremde Ei ausstoßen oder sein Nest verlassen und ein völlig neues in einer anderen Lokalität bilden. Für Transparenz kann diese Endannahme durch einen Bruchteil p_a der n Nester angenähert werden, die durch frische Nester ersetzt werden.

Bei Maximierungsproblemen variiert die Fitness einer Lösung direkt proportional zum Wert der Zielfunktion. Die mathematische Form des Maximierungsproblems wird durch [38] gegeben:

$$\min(f(x)) = \max(-f(x)) \quad (1)$$

In diesem Fall kann die folgende Annahme in Betracht gezogen werden, wobei jedes Ei in einem Wirtsnest eine Lösung ist und das Kuckucksei eine neue Lösung darstellt. Auch wird zur Vereinfachung angenommen, dass es nur eine einzige Lösung im Wirtsnest gibt. Das Ziel ist es, vergleichsweise schlechte Lösungen durch bevorzugte neue Lösungen (Kuckucksei) zu ersetzen. Dieser Algorithmus wird komplexer, wenn jedes Wirtsnest eine Reihe von Lösungen hat, d. h. mehrere Eier.

Basierend auf den oben genannten idealisierten Regeln kann der Pseudocode des ursprünglichen CS-Algorithmus wie folgt zusammengefasst werden:

Klassischer CS-Algorithmus:

Eingabe: Population von Nestern

Ausgabe: Beste Lösung und ihr entsprechender Wert

Beginn

Betrachte eine Population von n Wirtsnestern x_j , wobei $j = 1, 2, 3, \dots, n$
 $m = 0$

während ($m < MaxGeneration$)

Wähle einen beliebigen Kuckuck via Lévy Flights

Berechne seine Fitness $F_j = f(x_j)$

Ermittle ein zufälliges Wirtsnest x unter n Wirtsnestern (z. B. k)

$F_k = f(x_k)$

wenn ($F_j > F_k$)

Ersetze k durch eine neue Lösung (Kuckucksei)

Ende wenn

Lasse einen Anteil p_a der minderwertigen Nester zurück und baue

neue Nester an einem neuen Ort mit Lévy-Flights

Analyse der Fitness der neuen Nester/Lösungen

Einstufen aller Lösungen, um die beste Lösung zu finden

Weitergabe der besten Lösung an die nächste Generation

Ende während

Visualisierung

Ende

In der CS kann der Lévy Flight sowohl für die lokale als auch für die globale Erkundung verwendet werden. Ersteres wird verwendet, um die beste Lösung direkt durch Zufallswanderungen zu verbessern, während Letzteres die Lévy-Flight-Strategie verwendet, um die Vielfalt der Population zu erhalten. Die Erzeugung einer neuen Lösung x^{m+1} für einen zufällig ausgewählten Kuckuck i erfolgt über den Lévy Flight.

$$x_i^{m+1} = x_i^m + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda), \quad (2)$$

wobei $\alpha > 0$ die Schrittgröße darstellt und $\text{Lévy}(\lambda)$ die charakteristische Skala als $\alpha = O(1)$ in den meisten Fällen bezeichnet.

Die Lévy-Verteilungsfunktion mit unendlichem Mittelwert und Varianz für die Bewertung der zufälligen Schrittlänge im Zufallsweg des Lévy Flights wird durch den folgenden Ausdruck dargestellt:

$$\text{Lévy} \sim u = m^{-\lambda}, \quad (3)$$

wobei $\lambda \in [1,3]$. In diesem Zusammenhang erzeugen die sequenziellen Sprünge eines Kuckucks ein Zufallswanderverhalten, das der Potenzgesetzverteilung mit einem dichten Schwanz folgt [39].

2.2 CS-Varianten und Hybride

Es gibt zahlreiche Varianten von CS, die in den von vielen Forschern nach der Erfindung des ursprünglichen CS-Algorithmus vorgeschlagenen Modellen auftauchen, wie z. B. diskrete CS [40], binäre CS, modifizierte CS [41, 42], neuralbasierte CS [43], Gauß'sche verteilungsbasierte CS [44], modifizierte adaptive CS [45], quanteninspirierte CS [46], und parallelisierte CS [47]. In dieser Studie werden die relevanten Modelle kurz hervorgehoben.

Binäre Cuckoo-Suche (BCS)

Der binäre Cuckoo-Suche-Algorithmus ist eine erweiterte Version des klassischen Cuckoo-Suche-Algorithmus, der weit verbreitet für die Merkmalsauswahl verwendet wird. Die Merkmalsauswahl ist der Mechanismus, mit dem die beste Teilmenge von Merkmalen für die Lösung von Klassifizierungs- oder Clusteringproblemen in der digitalen Bildverarbeitung in der Computer Vision gefunden werden kann [48, 49]. Daher wird das Problem der Merkmalsauswahl als diskretes binäres Problem behandelt und als n -dimensionales Boole'sches Gitterproblem konzipiert [50], bei dem die Lösungen an den Ecken eines Hyperwürfels aktualisiert werden, im Gegensatz zur ursprünglichen CS, bei der die Lösungen in einem kontinuierlichen Suchraum aktualisiert werden. Ob die Merkmale ausgewählt oder abgelehnt werden, wird mit einem binären Vektor entschieden und durch 0 oder 1 dargestellt [51]. Um die Qualität einer Lösung zu messen, wird ein binärer Vektor erzeugt, der die Dimension der Lösung in binäre Werte umwandelt, die wie folgt dargestellt werden:

$$y_j^i(t') = \begin{cases} 0, & \text{wenn } x_j^i(t') < \sigma \\ 1, & \text{wenn } x_j^i(t') \geq \sigma \end{cases}, \quad (4)$$

wobei $x_j^i(t')$ den Wert vom i -ten Ei zur Zeit t' für das j -te Nest bezeichnet, $y_j^i(t')$ steht für den binären Vektor im j -ten Nest zur Zeit t' und stellt für $t' = 0$, die primäre Lösung dar. Hier, in der obigen Gleichung, stellt $\sigma \in (0, 1)$ die Boole'sche Grenze dar.

Verbesserte Cuckoo-Suche (ICS)

Der traditionelle CS-Algorithmus wird durch einige Parameter verbessert und verschiedene verbesserte Versionen haben sich entwickelt. Diese werden für verschiedene Zwecke verwendet, wie zum Beispiel das Training von vorwärtsgerichteten neuronalen Netzen und die Lösung von unbeschränkten globalen Optimierungsproblemen.

Um die lokal verbesserte Lösung zu finden, werden die Parameter p_a und λ verwendet und für die globale Lösung wird der Wert von α [52] verwendet. Im Gegensatz zur klassischen CS ändern sich die Parameter p_a und α dynamisch mit der Anzahl der neuen Generationen [53]. Die folgenden Gl. (5–7) erfüllen die obige Aussage:

$$p_a(c) = p_a(\max) - \frac{c}{n} \left(p_a(\max) - p_a(\min) \right) \quad (5)$$

$$\alpha(c) = \alpha_{\max} \times \exp(b \cdot c) \quad (6)$$

$$b = \frac{1}{n} \ln\left(\frac{\alpha_{\min}}{\alpha_{\max}}\right), \quad (7)$$

wobei n die Gesamtzahl der Iterationen darstellt und c die aktuelle darstellt.

Eine verbesserte Cuckoo-Suche (ICS) mit erhöhter Effizienz, die zur Schulung von vorwärtsgerichteten neuronalen Netzen und damit zur Lösung von Klassifizierungsproblemen verwendet wird, wurde in [54] vorgeschlagen. Eine konstruktive Heuristik namens NEH [55] wird mit der traditionellen CS kombiniert, um die optimale Lösung zu finden, und für die Aufgabenplanung verwendet, wie in [56] berichtet.

Für eine Reihe von Optimierungsproblemen kann CS manchmal nicht die gewünschte Lösung erreichen. Um diese Schwäche zu überwinden, wird CS mit anderen Optimierungsalgorithmen oder maschinellen Lernmodellen hybridisiert, die in fast jedem Element von CS angewendet werden [57]. Zum Beispiel sind hybride CS/GA [58, 59] und hybride CS [46] die Modelle, die in diesem Zusammenhang vorgeschlagen wurden.

3 Bildvorverarbeitung

Die Bildvorverarbeitung umfasst die Bildverbesserung und die Rauschunterdrückung. Die Bildverbesserung ist der Prozess der Schärfung digitaler Bildmerkmale, wie Kante und Kontrast, für eine aussagekräftige Darstellung zur weiteren Anzeige und Bildanalyse [60]. Die Bildverbesserung verbessert die intrinsischen Informationen sowie den Dynamikbereich der Merkmale im Bild für eine einfachere Erkennung [61]. Um die Wahrnehmung eines digitalen Bildes zu verbessern, werden zwei verschiedene Methoden verwendet, nämlich Techniken im Ortsbereich und Techniken im Frequenzbereich [62]. Die erstere arbeitet direkt auf Pixeln, während die letztere sich mit der Fourier-Transformation eines digitalen Bildes befasst [63]. Die Optimierung der Transformationsfunktion ist nichtlinear und wird verwendet, um das dunkle/unscharfe Graustufenbild zu strecken. Einige Graustufentransformationen umfassen Punkttransformation, lineare Transformation, logarithmische Transformation und Potenzgesetz-Transformation [64, 65].

Im Allgemeinen werden für eine effiziente Bildverbesserung spezifische Kriterien berücksichtigt. Um die Zielfunktion für die Optimierung zu erhalten, ist die Auswahl des Standards der Bildverbesserung in Verbindung mit der Qualitätsfunktion wichtig [66]. Die Qualitätsfunktion beschreibt die Bildmerkmale im Detail. Die in [67] berichteten Leistungsmessparameter sind Entropie, Summe der Kantenintensität und die Anzahl der Kantenpixel. Die Zielfunktion $O(t')$ kann wie folgt formuliert werden [68]:

$$O(t') = \ln(E(I_e)) \times \left(\frac{n_{\text{edgels}(I_e)}}{(i \times j)} \right) \times H(t'), \quad (8)$$

wobei $O(t')$ den Fitness-/Qualitätswert des verbesserten Bildes darstellt, $E(I_e)$ die Intensität der Pixel des Bildes I_e bezeichnet und $n_{\text{edgels}(I_e)}$ die Anzahl der Kantenpixel oder Kanten mit Intensität über dem Schwellenwert in I_e ist. $H(t')$ stellt die Entropie des verbesserten Bildes t' dar und i und j bezeichnen die Zeilen und Spalten des Bildes.

Die Bildverbesserung hat breite Anwendungsbereiche, wie zum Beispiel für medizinische Bilder und Satellitenbilder mit CS. In [69] wurde eine optimale Parameterschätzung für die Log-Transformation behandelt. Hier wurde ein Modell zur visuellen Verbesserung der Computertomographie über den CS-Optimierungsalgorithmus vorgeschlagen. Ein kontrastbasiertes Bildverbesserungsverfahren wird in [70] mit CS zur Qualitätsverbesserung von Satellitenbildern mit geringem Kontrast vorgeschlagen. Darüber hinaus bezieht sich die Rauschunterdrückung auf den Prozess, bei dem ein Bild durch Entfernen des unerwünschten Rauschens rekonstruiert werden kann [71]. Dieser Prozess ist sehr nützlich für medizinische Bildanwendungen, um das Originalbild vom verrauschten zu trennen [72, 73]. Ein Hybridfilter wird in [74] über CS vorgeschlagen, wo CS als der geeignetste und effektivste Optimierungsalgorithmus bezeichnet wird.

4 Bildsegmentierung

In der Computer Vision wird die Bildsegmentierung als der Prozess bezeichnet, bei dem digitale Bilder auf der Grundlage von Merkmalen wie Farbe, Textur, Mustern und Formen in mehrere Segmente unterteilt werden, um ein Bild auf einfache und menschenähnliche Weise zu analysieren [75]. Die Bildsegmentierungstechnik kann grob in schwellenwertbasierte, regionsbasierte und kantenbasierte unterteilt werden [76, 77].

Schwellenwertbasierte Techniken

Schwellenwertmethoden werden am häufigsten zur Segmentierung von Bildern verwendet [78]. Der Schwellenwert wird verwendet, um Intensitätswerte der Graustufenbilder für die eindeutige Klassifizierung in verschiedene Cluster zu bestimmen [79]. Die Schwellenwertsetzung kann weiter in Bi-Level- und Multi-Level-Schwellenwertsetzung unterteilt werden [80]. Bei der Bi-Level-Schwellenwerttechnik wird das Eingangsbild in Hintergrund- und Vordergrundpixel unterteilt und kann mit den folgenden Formulierungen dargestellt werden [81]:

$$\begin{aligned} A_0 &= f(x, y) \in I | 0 \leq f(x, y) \leq t' - 1 \\ A_1 &= f(x, y) \in I | t' \leq f(x, y) \leq L' - 1 \end{aligned} \quad (9)$$

Dabei ist $f(x, y)$ der entsprechende Intensitätswert des Pixels und I repräsentiert das zu verarbeitende Musterbild.

Multi-Level-Schwellenwerttechniken unterscheiden das Objekt von Interesse vom Bild und werden auch für Farbbilder verwendet, bei denen die Werte von R, G, B mit unterschiedlichen Helligkeiten verarbeitet werden [82]. Die folgenden mathematischen Formulierungen repräsentieren die Multi-Level-Schwellenwerttechnik:

$$\begin{aligned} A_0 &= f(x, y) \in I | 0 \leq f(x, y) \leq t'_1 - 1 \\ A_1 &= f(x, y) \in I | t'_1 \leq f(x, y) \leq t'_2 - 1 \\ A_i &= f(x, y) \in I | t'_i \leq f(x, y) \leq t'_{i+1} - 1 \\ A_n &= f(x, y) \in I | t'_n \leq f(x, y) \leq L' - 1 \end{aligned} \quad (10)$$

Dabei ist $f(x, y)$ der entsprechende Intensitätswert des Pixels, I repräsentiert das zu verarbeitende Musterbild und $t'_i = 1, 2, \dots, n$ (mit $n = \text{Gesamtzahl der Schwellenwerte}$) [83].

Um die Zielfunktion zu maximieren, können verschiedene Techniken verwendet werden, wie Kapur's Entropy und Otsu's/Tsallis's Entropy [84]. Im Allgemeinen wird die Zeitkomplexität der klassischen Methoden zur Suche nach dem optimalen Schwellenwert höher [85]. In [86] wurde eine auf Multi-Level-Schwellenwerten basierende CS-Technik vorgeschlagen, die die minimale Kreuzentropie verwendet. Ein regionsbasiertes CS-Verfahren wird in [87] für die Farbbildsegmentierung vorgeschlagen. Ein adaptives CS-Verfahren für die Bildsegmentierung

wird in [88] berichtet. In [89, 90] wird eine Multi-Level-Schwellenwerttechnik vergleichend mit Optimierungsalgorithmen untersucht.

Otsu-Verfahren der Klassenvarianz

Das Otsu-Verfahren ist eine nichtparametrische Segmentierungsmethode, die die innere Klassenvarianz erhöht und die innerklassige Varianz der Pixel reduziert [91–93]. Sie kann als Summe der beiden oben genannten Varianzen in Gleichung (10) dargestellt werden:

$$\sigma_b^2(T') = B_1(T')\sigma_1^2(T') + B_2(T')\sigma_2^2(T') \quad (11)$$

Dabei sind $\sigma_1^2(T')$ und $\sigma_2^2(T')$ zwei Klassenvarianzen sowie $B_1(T')$ und $B_2(T')$ die Klassensegmentierungswahrscheinlichkeiten durch T' und werden wie folgt berechnet:

$$\begin{aligned} B_1(T') &= \sum_{i=0}^{T'-1} p(i) \\ B_2(T') &= \sum_{i=T'}^{H'-1} p(i) \end{aligned} \quad (12)$$

Der Hauptnachteil des Otsu-Verfahrens ist die lange Suchzeit, die jedoch durch den Einsatz von Metaheuristik-Algorithmen reduziert und zeitlich effizient gestaltet werden kann. In [94] wird eine modifizierte CS mit Schwellenwerttechniken vorgeschlagen, die sich als zeitlich effiziente Methode erwiesen hat. Um die innere Klassenvarianz zu maximieren, wird die folgende Formel verwendet:

$$\begin{aligned} \rho_{\max}^2 &= \sigma^2 - \sigma_b^2(T') \\ &= B_1(\mu_1 - \mu_t)^2 + B_2(\mu_2 - \mu_t)^2 \\ &= B_1(T')B_2(T')[\mu_1(T') - \mu_2(T')]^2 \end{aligned} \quad (13)$$

$\mu_{1,2,t}(T')$ stellt den Durchschnitt der Klassen dar und kann formuliert werden als:

$$\mu_1(T') = \frac{\sum_{i=0}^{T'-1} ip(i)}{B_1(T')} \quad (14)$$

$$\mu_2(T') = \frac{\sum_{i=T'}^{H'-1} ip(i)}{B_2(T')} \quad (15)$$

$$\mu_t(T') = \sum_{i=0}^{H'-1} ip(i) \quad (16)$$

Die optimale Schwelle kann berechnet werden, indem der maximale Wert von $\rho_{\max}^2(T')$ berechnet wird.

5 Bildkompression

Bildkompression ist eine Technik der Datenkompression, die verwendet wird, um die Speicher- und Übertragungskosten von digitalen Bildern zu minimieren [95]. Es gibt grob zwei Arten von Bildkompression, nämlich verlustfreie und verlustbehaftete Kompression. Die Vektorquantisierung (VQ) hat sich als effizientes Werkzeug für die verlustbehaftete Bildkompression erwiesen. Das Ziel der VQ ist es, das nächstgelegene Codebuch durch Trainingstestbilder zu suchen [96]. Der Linde-Buzo-Gray(LBG)-Algorithmus [97] ist die am häufigsten verwendete VQ-Methode, die ein lokales optimales Codebuch für die Bildkompression entwirft. Allerdings kann es nicht die global beste Lösung finden [98]. VQ ist eine der Blockcodierungsmethoden für die Bildkompression [99]. Der prominente Teil des VQ-Designs ist die Implementierung des Codebuchs [100]. Angenommen, das Originalbild der Größe $s \times s$ wird quantisiert und verzweigt in $S_a \left(\frac{s}{K} \times \frac{s}{K}\right)$ Blöcke jeder mit einer Größe von $K \times K$ Pixeln. Jeder Zweig wird dargestellt als A_j , wobei j von 1 bis S_a reicht. Die Gesamtzahl der Codewörter im Codebuch beträgt S_c . Der minimale euklidische Abstand wird zwischen Vektor und den Codewörtern berechnet, auf dessen Basis jede Untergruppe von Bildern approximiert wird. Die codierten Ergebnisse werden als Index-Tabelle bezeichnet. Der Bias β zwischen Trainingsvektoren und Codebuch kann dargestellt werden als:

$$\beta = \frac{1}{S_c} \sum_{i=1}^{S_c} \sum_{j=1}^{S_a} v_{ji} \times |A_j - C_i| \quad (17)$$

Dabei gelten folgende Einschränkungen:

$$\beta = \sum_{i=1}^{S_c} v_{ji} = 1, \quad (18)$$

wobei $v_{ji} = 1$, wenn A_j im i -ten Cluster ist, sonst wird es 0.

In [101] wurde der CS-Algorithmus verwendet, um medizinische Bilder auf Basis von Wavelet-Partikeln zu komprimieren. In [102] wird ein hybrider CS-Algorithmus für die Bildkompression unter Verwendung der Vektorquantisierung vorgeschlagen. In [96] wurde eine modifizierte CS-Optimierung für die Bildkompression auf Basis von VQ vorgeschlagen.

6 Merkmalsauswahl

Die Merkmalsauswahl ist der Prozess, der darauf abzielt, die am stärksten diskriminierende Teilmenge von Merkmalen aus einem Bild für eine einfachere Klassifizierung zu extrahieren [103, 104]. Es gibt mehrere Mechanismen zur Merkmalsauswahl, die meisten von ihnen eliminieren Variablen schrittweise [105].

Zum Beispiel die Sequential Floating Forward Selection (SFFS) [106], die einen Vorwärtsschritt zur Einfügung und einen Rückwärtsschritt zur Löschung hat, um lokale Minima teilweise zu ignorieren [107]. Ein direkter sequenzieller Merkmalsauswahlmechanismus wählt das beste Merkmal aus allen verfügbaren Merkmalen aus [108]. Im Mechanismus der Sequential Backward Selection (SBS) beginnt der Algorithmus mit der Auswahl der vollständigen Gruppe von Merkmalen und entfernt eine Variable pro Instanz, so dass die Vorhersageleistung am wenigsten beeinträchtigt wird [109, 110]. Die SFFS-Methoden leiden jedoch unter dem Nesting-Effekt. Um diese Einschränkung zu lösen, wurde eine adaptive Version von SFFS vorgeschlagen in [111, 112], die eine bessere Teilmenge als SFFS entwickelte, obwohl sie von der Zielfunktion und der Datenverteilung abhängig ist.

Der größte Nachteil der sequenziellen Merkmalsauswahlverfahren besteht darin, dass sie in der Anfangsphase des Suchprozesses in einem lokalen Minimum feststecken können. Um dieses Problem zu vermeiden, können solche Techniken durch verschiedene Optimierungsalgorithmen ersetzt werden, wie z. B. den Particle-Swarm-Optimization-Algorithmus (PSO) [113, 114], genetische Algorithmen [115, 116], den Ant-Colony-Optimization-Algorithmus (ACO) [117, 118], den Firefly-Algorithmus [119, 120], und den Cuckoo-Suche-Algorithmus. Die oben genannten populationsbasierten Optimierungsalgorithmen können zur funktionalen Optimierung im hochdimensionalen Raum verwendet werden.

Eine hybride CS wird in [121] für die Merkmalsauswahl vorgeschlagen, wobei eine Zielfunktion formuliert wird, um die Fitness in Abhängigkeit von der Klassifizierungsqualität und der Gesamtzahl der Merkmale zu berechnen. Die Zielfunktion $Fit(R')$ wird wie folgt berechnet:

$$Fit(R') = n_1 \times \theta_{Z'}(V) + n_2 \times \left(1 - \frac{|R'|}{|Z'|}\right), \quad (19)$$

wobei Z' die Gesamtzahl der ausgewählten Merkmale und R' die aus der Menge der Merkmale ausgewählten Merkmale sind. Hier repräsentieren n_1 und n_2 die relative Qualität zwischen $|R'|$ und Klassifizierungsleistung. Eine modifizierte BCS-Methode wird in [121] für die Merkmalsauswahl vorgeschlagen.

7 Bildklassifizierung

Bildklassifizierung bezieht sich auf die Etikettierung eines digitalen Bildes in verschiedene Kategorien basierend auf den Merkmalen des Bildes [122]. In [123] wurde eine Extreme Learning Machine (ELM) mit einer verbesserten Version des CS-Algorithmus trainiert und weiterhin im Bereich der medizinischen Bildklassifizierung eingesetzt. Einige Parameter der ELM, wie der Regularisierungskoeffizient, der Gauß-Kern und die verborgene Anzahl von Neuronen, wurden über CS minimiert. In diesem Zusammenhang wird die Klassifizierungsgenauigkeit als Zielfunktion behandelt. In [124] wurde ein Framework für die Bandauswahl bei

der hyperspektralen Bildklassifizierung mit binärer CS vorgestellt. Hier wird die Bandauswahl als Kombinationsproblem behandelt und die Zielfunktion wird verwendet, um den Fehler während der Klassifizierung zu reduzieren.

8 Anwendungsbereiche

Der ursprüngliche Cuckoo-Suche-Algorithmus und seine Varianten haben eine breite Palette von Anwendungsdomänen. Dieser Abschnitt konzentriert sich hauptsächlich auf die Anwendung der Cuckoo-Suche im Bereich der Datenfusion, Datenclustering, Hochwasservorhersage, der mehrstufigen Bildschwellenwertbestimmung, Grundwassersuche, Gesichtserkennung, Problem des Handlungsreisenden, Aufgabenplanung, Geschäftsoptimierung, n -Damen-Problem und Computerspiele. Relevante Forschungen in diesem Zusammenhang haben gezeigt, dass die Cuckoo-Suche aufgrund des Vorhandenseins eines einzigen Parameters p_a auch einer der einfachsten metaheuristischen Algorithmen ist. Auch die globale Suchkapazität dieses Optimierungsalgorithmus ist bemerkenswert.

Einige prominente Anwendungen von CS werden im Folgenden kurz diskutiert. Der Nurse-Scheduling-Problem-Algorithmus [125] wurde mit CS entwickelt und wird weltweit im Gesundheitswesen zur Aufrechterhaltung des Krankenpflege-Managementsystems eingesetzt. Eine modifizierte CS wird zur Lösung effektiver nichtlinearer Probleme, wie der Maschenerzeugung, wie in [42] berichtet, verwendet. In einigen Fällen übertrifft CS die meisten der bekannten strukturellen Optimierungsalgorithmen, zum Beispiel im Ingenieurdesign wie dem Design von Federn oder geschweißter Träger [39, 126]. In [127] lieferte CS die optimale Lösung für das Design von Embedded Systems. CS wurde auch für das Design von Stahlrahmen verwendet, wie in [128] berichtet. In [46] wurde ein neues, von Quanten inspiriertes CS vorgestellt, das auf Quantencomputing-Konzepten wie Quantifizierung, Quantenbitdarstellung, Störung und Quantenmutation basiert. Der vorgeschlagene Algorithmus erhöht die Effizienz, indem er die Populationsgröße und die Anzahl der Iterationen zur Erreichung der optimalen Lösung minimiert. Von Quanten inspirierte CS wurde auch effektiv zur Lösung von kombinatorischen Optimierungsproblemen wie dem eindimensionalen Behälterproblem (BPP) [129] eingesetzt. NP-schwere Probleme wie das symmetrische Problem des Handlungsreisenden, das Rucksackproblem, können durch Anpassung eines verbesserten Cuckoo-Suche-Algorithmus gelöst werden, wie in [130, 131] berichtet. In [132] wird ein dreistufiges Polynom-Metamodell vorgeschlagen, um Operationsverstärker mit CS zu optimieren. Ein verbesserter Scatter-Suche-Algorithmus wird in [133] vorgeschlagen, indem eine modifizierte CS angepasst wird. Dies wird im Allgemeinen verwendet, um verschiedene kontinuierliche sowie kombinatorische Optimierungsprobleme zu lösen.

Die bedeutendsten Anwendungen von CS umfassen das Training von neuronalen Netzen und die Behandlung von Zuverlässigkeitsoptimierungsproblemen, die in [53, 54] behandelt wurden. Eine multikriterielle CS (MOCS) wurde in [134]

entwickelt, um Ingenieur Anwendungen [135] zu implementieren. Ein auf CS basierender Merkmalsauswahlalgorithmus wurde in [136] für eine effiziente Gesichtserkennung vorgeschlagen. Ein Vergleich zwischen PSO und CS wurde ebenfalls in [136] durchgeführt, wobei CS sich als besserer Algorithmus bei der Identifizierung von Gesichtern erwies. Das drahtlose Sensornetzwerk wurde als aufkommende Anwendung von CS vorgestellt, wie in [137] berichtet.

Abgesehen davon hat CS auch das Sixbar-Double-Dwell-Linkage-Problem [138], das DG-Allokationsproblem [139], die Geschäftsoptimierung [140], die Abfrageoptimierung [141], das Nesting-Problem [142], die Auswahl von Bearbeitungsparametern [143], das automatisierte Software-Testproblem [144], die UCAV-Pfadplanung [145], das Fertigungsoptimierungsproblem [146], das Web-Service-Kompositionsproblem [147], die Grundwassersuche [148], das Ontologie-Matching [149], die Färbung von planaren Graphen [150], das Job-Scheduling-Problem [151] und die Hochwasservorhersage [152] kompetent gelöst. Darüber hinaus wird empfohlen, die Leistung der CS mit anderen Optimierungsmethoden, wie GA, PSO, ABC und FFA, zu vergleichen, die in verschiedener Bildverarbeitungssoftware Verwendung finden [153–160].

9 Schlussfolgerung

Bildverarbeitung und Mustererkennung spielen eine bedeutende Rolle in Sehsystemen, in medizinischen Anwendungen, in der Fernerkundung und in vielen anderen Anwendungen. Ein typisches Bildverarbeitungssystem umfasst aufeinanderfolgende Operationen/Prozesse auf verschiedenen Ebenen, nämlich auf niedriger Ebene mit Filterverfahren, auf mittlerer Ebene mit Kantenerkennungs- und Segmentierungsmethoden und auf hoher Ebene mit Extraktionstechniken und Klassifizierungsmethoden. Dementsprechend wird die Parameterabstimmung als die häufigste Schwierigkeit angesehen, die das Design und die Leistung dieser Systeme behindert. Die Parameteroptimierung ist ein komplizierter, nicht trivialer und iterativer herausfordernder Prozess, um die besten Ausgaben durch Feinabstimmung der Werte solcher Parameter zu bestimmen.

Naturinspirierte Optimierung einschließlich Schwarmintelligenztechniken werden umfangreich in verschiedenen Bildverbesserungs-, Segmentierungs-, Clustering-, Merkmalsauswahl- und Klassifizierungsprozessen eingesetzt, um die optimalen Werte von Parametern durch Maximierung oder Minimierung geeigneter Zielfunktionen zu bestimmen. Dementsprechend haben verschiedene auf Metaheuristiken basierende Algorithmen, wie ACO, GA, PSO und CS, ihre Effizienz in verschiedenen Optimierungsproblemen unter Beweis gestellt. Der iterative Prozess der Optimierungsalgorithmen ist ein Engpass im Bereich der Bildverarbeitung.

In diesem Kapitel wurde der CS-Optimierungsalgorithmus ausführlich vorgestellt, zusammen mit seiner Vielfalt in den Bildverarbeitungsstufen, um die inhärenten Parameter automatisch zu optimieren, die die Leistung dieser Stufen beeinflussen. Der allgemeine Rahmen und das Konzept der CS mit seiner Vielfalt

wurden in diesem Kapitel als Meilenstein für jede weitere Verwendung der CS in den verschiedenen Anwendungen vorgestellt. Verschiedene Studien und Anwendungen basierend auf dem CS-Algorithmus wurden vorgestellt. Jedes Experiment beinhaltet Variablen und Einträge, wie Filtergröße, Schwellenwert, Anzahl der Cluster und Anzahl der Klassen. Solche Variablen können kontrolliert oder uneingeschränkt sein.

Der CS-Algorithmus ist eine der effizienten metaheuristischen Methoden, die von den Aktivitäten der Kuckucksarten inspiriert sind, einschließlich Brutschmarotzer sowie den Merkmalen der Lévy Flights, einschließlich Fruchtliegen und Vögeln. Er basiert auf drei Hauptoperationen/Regeln auf einfache Weise. Die berichteten Studien haben festgestellt, dass die CS ein leistungsfähiger Optimierungsalgorithmus in den Anwendungen der Bildverarbeitung ist, aufgrund seiner Einfachheit und Zeiteffizienz.

Literatur

1. Sonka M, Hlavac V, Boyle R (2014) Image processing, analysis, and machine vision. Cengage Learning
2. Russ JC (2016) The image processing handbook. CRC Press
3. Bovik AC (2010) Handbook of image and video processing. Academic Press
4. Ekstrom MP (2012) Digital image processing techniques. (Vol 2). Academic Press
5. Daly S (1994, November) A visual model for optimizing the design of image processing algorithms. In: Proceedings of 1st international conference on image processing (Bd 2, S 16–20). IEEE
6. Grangetto M, Magli E, Martina M, Olmo G (2002) Optimization and implementation of the integer wavelet transform for image coding. IEEE Trans Image Process 11(6):596–604
7. Ruiz JE, Paciornik S, Pinto LD, Ptak F, Pires MP, Souza PL (2018) Optimization of digital image processing to determine quantum dots' height and density from atomic force microscopy. Ultramicroscopy 184:234–241
8. Wang D, Li G, Jia W, Luo X (2011) Saliency-driven scaling optimization for image retargeting. Vis Comput 27(9):853–860
9. George EB, Karnan M (2012) MR brain image segmentation using bacteria foraging optimization algorithm. Int J Eng Technol (IJET) 4(5):295–301
10. Precht H, Gerke O, Rosendahl K, Tingberg A, Waaler D (2012) Digital radiography: optimization of image quality and dose using multi-frequency software. Pediatr Radiol 42(9):1112–1118
11. Loukhaoukha K, Chouinard JY, Taieb MH (2011) Optimal image watermarking algorithm based on LWT-SVD via multi-objective ant colony optimization. J of Information Hiding Multimed Signal Processing 2(4):303–319
12. Vahedi E, Zoroofi RA, Shiva M (2012) Toward a new wavelet-based watermarking approach for color images using bio-inspired optimization principles. Digit Signal Proc 22(1):153–162
13. Krishnaveni M, Subashini P, Dhivyaprabha TT (2016, October) A new optimization approach-SFO for denoising digital images. In: 2016 IEEE international conference on computation system and information technology for sustainable solutions (CSITSS), S 34–39
14. Kockanat S, Karaboga N (2017) Medical image denoising using metaheuristics. In: Metaheuristics for medicine and biology (S 155–169). Springer, Berlin, Heidelberg
15. Emara ME, Abdel-Kader RF, Yasein MS (2017) Image compression using advanced optimization algorithms. J Commun 12(5)

16. Gholami A, Bonakdari H, Ebtehaj I, Mohammadian M, Gharabaghi B, Khodashenas SR (2018) Uncertainty analysis of intelligent model of hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization with ANFIS to predict threshold bank profile shape based on digital laser approach sensing. *Measurement* 121:294–303
17. Hamid MS, Harvey NR, Marshall S (2003) Genetic algorithm optimization of multidimensional grayscale soft morphological filters with applications in film archive restoration. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol* 13(5):406–416
18. Shao P, Wu Z, Zhou X, Tran DC (2017) FIR digital filter design using improved particle swarm optimization based on refraction principle. *Soft Comput* 21:2631–2642
19. Dorigo M, Birattari M (2010) Ant colony optimization. Springer, US, S 36–39
20. Yang XS (2010) A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In: *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)* (S 65–74). Springer, Berlin, Heidelberg
21. Yang XS (2012, September) Flower pollination algorithm for global optimization. In: *International conference on unconventional computing and natural computation* (S 240–249). Springer, Berlin, Heidelberg
22. Yang XS (2009, October) Firefly algorithms for multimodal optimization. In: *International symposium on stochastic algorithms* (S 169–178). Springer, Berlin, Heidelberg
23. Eusuff M, Lansey K, Pasha F (2006) Shuffled frog-leaping algorithm: a memetic meta-heuristic for discrete optimization. *Eng Optim* 38(2):129–154
24. Das S, Biswas A, Dasgupta S, Abraham A (2009) Bacterial foraging optimization algorithm: theoretical foundations, analysis, and applications. In: *Foundations of computational intelligence Vol 3* (S 23–55). Springer, Berlin, Heidelberg
25. Karaboga D, Akay B (2009) A comparative study of artificial bee colony algorithm. *Appl Math Comput* 214(1):108–132
26. Neshat M, Sepidnam G, Sargolzaei M, Toosi AN (2014) Artificial fish swarm algorithm: a survey of the state-of-the-art, hybridization, combinatorial and indicative applications. *Artif Intell Rev* 42(4):965–997
27. Yang XS, Deb S (2009, December) Cuckoo search via Lévy flights. In: *2009 world congress on nature & biologically inspired computing (NaBIC)* (S 210–214). IEEE
28. Payne RB, Sorensen MD (2005). *The cuckoos* (Bd 15). Oxford University Press
29. del Hoyo J, Elliott A, Sargatal J, Cabot J (Hrsg) (1997). *Sandgrouse to cuckoos* (Bd 4). Lynx Edicions
30. Langmore NE, Kilner RM (2007) Breeding site and host selection by Horsfield’s bronze-cuckoos. *Chalcites Basalis Animal Behav* 74(4):995–1004
31. Brooke MDL, Davies NB, Noble DG (1998) Rapid decline of host defences in response to reduced cuckoo parasitism: behavioural flexibility of reed warblers in a changing world. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 265(1403), 1277–1282
32. Yang XS, Deb S (2010) Engineering optimisation by cuckoo search. *arXiv preprint arXiv:1005.2908*
33. Brown CT, Liebovitch LS, Glendon R (2007) Lévy flights in Dobe Ju/’hoansi foraging patterns. *Human Ecol* 35(1):129–138
34. Pavlyukevich I (2007) Lévy flights, non-local search and simulated annealing. *J Comput Phys* 226(2):1830–1844
35. Pavlyukevich I (2007) Cooling down Lévy flights. *J Phys A: Math Theor* 40(41):12299
36. Shlesinger MF, Zaslavsky GM, Frisch U (1995) Lévy flights and related topics in physics: (Nice, 27–30 June 1994), Springer
37. Yang XS, Algorithms NIM (2008) Luniver press. Beckington, UK, S 242–246
38. Bemporad A, Borrelli F, Morari M (2003) Min-max control of constrained uncertain discrete-time linear systems. *IEEE Trans Autom Control* 48(9):1600–1606
39. Gandomi AH, Yang XS, Alavi AH (2013) Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems. *Eng Comput* 29(1):17–35

40. Jati GK, Manurung HM (2012, December) Discrete cuckoo search for traveling salesman problem. In: 2012 7th international conference on computing and convergence technology (ICCCCT) (S 993–997). IEEE
41. Tuba M, Subotic M, Stanarevic N (2011, April) Modified cuckoo search algorithm for unconstrained optimization problems. In: Proceedings of the 5th European conference on European computing conference (S 263–268). World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS)
42. Walton S, Hassan O, Morgan K, Brown MR (2011) Modified cuckoo search: a new gradient free optimisation algorithm. *Chaos Solitons Fractals* 44(9):710–718
43. Khan K, Sahai A (2013) Neural-based cuckoo search of employee health and safety (hs). *Int J Intell Syst Appl* 5(2):76
44. Zheng H, Zhou Y (2012) A novel cuckoo search optimization algorithm based on Gauss distribution. *J Comput Inf Syst* 8(10):4193–4200
45. Zhang Y, Wang L, Wu Q (2012) Modified Adaptive Cuckoo Search (MACS) algorithm and formal description for global optimisation. *Int J Comput Appl Technol* 44(2):73
46. Layeb A (2011) A novel quantum inspired cuckoo search for knapsack problems. *Int J Bio-inspired Comput* 3(5):297–305
47. Subotic M, Tuba M, Bacanin N, Simian D (2012, May) Parallelized cuckoo search algorithm for unconstrained optimization. In: Proceedings of the 5th WSEAS congress on applied computing conference, and proceedings of the 1st international conference on biologically inspired computation (S 151–156). World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS)
48. Rodrigues D, Pereira LA, Almeida TNS, Papa JP, Souza AN, Ramos CC, Yang XS (2013, May) BCS: A binary cuckoo search algorithm for feature selection. In: 2013 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS2013) (S 465–468). IEEE
49. Feng D, Ruan Q, Du L (2013) Binary cuckoo search algorithm. *Jisuanji Yingyong/ J Comput Appl* 33(6):1566–1570
50. Salesi S, Cosma G (2017, October) A novel extended binary cuckoo search algorithm for feature selection. In: 2017 2nd international conference on knowledge engineering and applications (ICKEA) (S 6–12). IEEE
51. Pereira LAM, Rodrigues D, Almeida TNS, Ramos CCO, Souza A N, Yang XS, Papa JP (2014) A binary cuckoo search and its application for feature selection. In: Cuckoo search and firefly algorithm (S 141–154). Springer, Cham
52. Valian E, Mohanna S, Tavakoli S (2011) Improved cuckoo search algorithm for global optimization. *Int J Commun Inf Technol* 1(1):31–44
53. Valian E, Tavakoli S, Mohanna S, Haghi A (2013) Improved cuckoo search for reliability optimization problems. *Comput Ind Eng* 64(1):459–468
54. Valian E, Mohanna S, Tavakoli S (2011) Improved cuckoo search algorithm for feedforward neural network training. *Int J Artif Intell Appl* 2(3):36–43
55. Pan QK, Wang L (2012) Effective heuristics for the blocking flowshop scheduling problem with makespan minimization. *Omega* 40(2):218–229
56. Marichelvam MK, Prabaharan T, Yang XS (2014) Improved cuckoo search algorithm for hybrid flow shop scheduling problems to minimize makespan. *Appl Soft Comput* 19:93–101
57. Fister I, Yang XS, Fister D (2014) Cuckoo search: a brief literature review. In: Cuckoo search and firefly algorithm (S 49–62). Springer, Cham
58. Ghodrati A, Lotfi S (2012) A hybrid cs/ga algorithm for global optimization. In: Proceedings of the international conference on soft computing for problem solving (SocProS 2011) December 20–22, 2011 (S 397–404). Springer, India
59. Ghodrati A, Lotfi S (2012, March) A hybrid CS/PSO algorithm for global optimization. In: Asian conference on intelligent information and database systems (S 89–98). Springer, Berlin
60. Mustafi A, Mahanti PK (2009) An optimal algorithm for contrast enhancement of dark images using genetic algorithms. In: Computer and information science 2009 (S 1–8). Springer, Berlin

61. Bharal S, Amritsar GNDU (2015) A survey on various underwater image enhancement techniques. *Int J Comput Appl* 5(4):160–164
62. Sawant HK, Deore M (2010) A comprehensive review of image enhancement techniques. *Int J Comput Technol Electron Eng (IJCTEE)* 1(2):39–44
63. Maini R, Aggarwal H (2010) A comprehensive review of image enhancement techniques. arXiv preprint [arXiv:1003.4053](https://arxiv.org/abs/1003.4053)
64. Bedi SS, Khandelwal R (2013) Various image enhancement techniques-a critical review. *Int J Adv Res Comput Commun Eng* 2(3)
65. Ortiz SHC, Chiu T, Fox MD (2012) Ultrasound image enhancement: a review. *Biomed Signal Process Control* 7(5):419–428
66. Dhal KG, Quraishi MI, Das S (2015) Performance analysis of chaotic Lévy bat algorithm and chaotic cuckoo search algorithm for gray level image enhancement. In: *Information systems design and intelligent applications* (S 233–244). Springer, New Delhi
67. Gorai A, Ghosh A (2009, December) Gray-level image enhancement by particle swarm optimization. In: 2009 world congress on nature & biologically inspired computing (NaBIC) (S 72–77). IEEE
68. Dhal KG, Quraishi IM, Das S (2015) A chaotic Lévy flight approach in bat and firefly algorithm for gray level image enhancement. *IJ Image Graph Signal Process* 7(7):69–76
69. Ashour AS, Samanta S, Dey N, Kausar N, Abdessalemkaraa WB, Hassanien AE (2015) Computed tomography image enhancement using cuckoo search: a log transform based approach. *J Signal Inf Process* 6(03):244
70. Bhandari AK, Soni V, Kumar A, Singh GK (2014) Cuckoo search algorithm based satellite image contrast and brightness enhancement using DWT–SVD. *ISA Trans* 53(4):1286–1296
71. Motwani MC, Gadiya MC, Motwani RC, Harris FC (2004, September) Survey of image denoising techniques. In: *Proceedings of GSPX* (S 27–30)
72. Ragesh NK, Anil AR, Rajesh R (2011, April) Digital image denoising in medical ultrasound images: a survey. In: *Icgst Aiml-11 conference*, Dubai, UAE (Bd 12, S 14)
73. Mohan J, Krishnaveni V, Guo Y (2014) A survey on the magnetic resonance image denoising methods. *Biomed Signal Process Control* 9:56–69
74. Malik M, Ahsan F, Mohsin S (2016) Adaptive image denoising using cuckoo algorithm. *Soft Comput* 20(3), 925–938
75. Fu KS, Mui JK (1981) A survey on image segmentation. *Pattern Recogn* 13(1):3–16
76. Pal NR, Pal SK (1993) A review on image segmentation techniques. *Pattern Recogn* 26(9):1277–1294
77. Dass R, Devi S (2012) Image segmentation techniques 1
78. Agrawal S, Panda R, Bhuyan S, Panigrahi BK (2013) Tsallis entropy based optimal multilevel thresholding using cuckoo search algorithm. *Swarm Evolut Comput* 11:16–30
79. Sezgin M, Sankur B (2004) Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *J Electron Imaging* 13(1):146–166
80. Pare S, Kumar A, Bajaj V, Singh GK (2016) A multilevel color image segmentation technique based on cuckoo search algorithm and energy curve. *Appl Soft Comput* 47:76–102
81. Bhandari AK, Singh VK, Kumar A, Singh GK (2014) Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur’s entropy. *Expert Syst Appl* 41(7):3538–3560
82. Arora S, Acharya J, Verma A, Panigrahi PK (2008) Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. *Pattern Recogn Lett* 29(2):119–125
83. Liao PS, Chen TS, Chung PC (2001) A fast algorithm for multilevel thresholding. *J Inf Sci Eng* 17(5):713–727
84. Suresh S, Lal S (2016) An efficient cuckoo search algorithm based multilevel thresholding for segmentation of satellite images using different objective functions. *Expert Syst Appl* 58:184–209

85. Song JH, Cong W, Li J (2017) A fuzzy c-means clustering algorithm for image segmentation using nonlinear weighted local information. *J Inf Hiding Multimedia Signal Process* 8(9):1–11
86. Pare S, Kumar A, Bajaj V, Singh GK (2017) An efficient method for multilevel color image thresholding using cuckoo search algorithm based on minimum cross entropy. *Appl Soft Comput* 61:570–592
87. Preetha MMSJ, Suresh LP, Bosco MJ (2016) Region based image segmentation using cuckoo search algorithm. *J Chem Pharmaceutical Sci* 9(2):884–888
88. Ong P (2014) Adaptive cuckoo search algorithm for unconstrained optimization. *Scient World J*
89. Akay B (2013) A study on particle swarm optimization and artificial bee colony algorithms for multilevel thresholding. *Appl Soft Comput* 13(6):3066–3091
90. Brajevic I, Tuba M (2014) Cuckoo search and firefly algorithm applied to multilevel image thresholding. In: *Cuckoo search and firefly algorithm* (S 115–139). Springer, Cham
91. Otsu N (1979) A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 9(1):62–66
92. Shah-Hosseini H (2011, October) Otsu's criterion-based multilevel thresholding by a nature-inspired metaheuristic called galaxy-based search algorithm. In: *2011 third world congress on nature and biologically inspired computing* (S 383–388). IEEE
93. Zhang J, Hu J (2008, December) Image segmentation based on 2D Otsu method with histogram analysis. In: *2008 international conference on computer science and software engineering* (Bd 6, S 105–108). IEEE
94. Chakraborty S, Chatterjee S, Dey N, Ashour AS, Ashour AS, Shi F, Mali K (2017) Modified cuckoo search algorithm in microscopic image segmentation of hippocampus. *Microsc Res Tech* 80(10):1051–1072
95. Fisher Y (2012) *Fractal image compression: theory and application*. Springer Science & Business Media
96. Chiranjeevi K, Jena UR (2016) Image compression based on vector quantization using cuckoo search optimization technique. *Ain Shams Eng J*
97. Linde Y, Buzo A, Gray R (1980) An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Trans Commun* 28(1):84–95
98. Patané G, Russo M (2001) The enhanced LBG algorithm. *Neural Netw* 14(9):1219–1237
99. Horng MH, Jiang TW (2010) The codebook design of image vector quantization based on the firefly algorithm. *International Conference on Computational Collective Intelligence*. Springer, Berlin, Heidelberg, S 438–447
100. Chiranjeevi K, Jena U, Prasad PMK (2017) Hybrid cuckoo search based evolutionary vector quantization for image compression. In: *Artificial intelligence and computer vision* (S 89–114). Springer, Cham
101. Bruylants T, Munteanu A, Schelkens P (2015) Wavelet based volumetric medical image compression. *Sig Process Image Commun* 31:112–133
102. Karri C, Umaranjan J, Prasad PMK (2014) Hybrid Cuckoo search based evolutionary vector quantization for image compression. *Artif Intell Comput Vis Stud Comput Intell*, 89–113
103. Alpaydin E (2010) *Introduction to machine learning*: London
104. Dash M, Liu H (1997) Feature selection for classification. *Intell Data Anal* 1(1–4):131–156
105. Siedlecki W, Sklansky J (1993) On automatic feature selection. In: *Handbook of pattern recognition and computer vision* (S 63–87)
106. Pudil P, Novovičová J, Kittler J (1994) Floating search methods in feature selection. *Pattern Recogn Lett* 15(11):1119–1125
107. Ververidis D, Kotropoulos C (2008) Fast and accurate sequential floating forward feature selection with the Bayes classifier applied to speech emotion recognition. *Sig Process* 88(12):2956–2970
108. Maragoudakis M, Serpanos D (2010, October) Towards stock market data mining using enriched random forests from textual resources and technical indicators. In: *IFIP international*

- conference on artificial intelligence applications and innovations (S 278–286). Springer, Berlin
109. Reunanen J (2003) Overfitting in making comparisons between variable selection methods. *J Mach Learn Res* 3:1371–1382
 110. Chandrashekar G, Sahin F (2014) A survey on feature selection methods. *Comput Electr Eng* 40(1):16–28
 111. Somol P, Pudil P, Novovičová J, Pačlık P (1999) Adaptive floating search methods in feature selection. *Pattern Recogn Lett* 20(11–13):1157–1163
 112. Sun Y, Babbs CF, Delp EJ (2006, January) A comparison of feature selection methods for the detection of breast cancers in mammograms: adaptive sequential floating search vs. genetic algorithm. In: 2005 IEEE engineering in medicine and biology 27th annual conference (S 6532–6535). IEEE
 113. Xue B, Zhang M, Browne WN (2012) Particle swarm optimization for feature selection in classification: a multi-objective approach. *IEEE Trans Cybern* 43(6):1656–1671
 114. Xue B, Zhang M, Browne WN (2014) Particle swarm optimisation for feature selection in classification: Novel initialisation and updating mechanisms. *Appl Soft Comput* 18:261–276
 115. Chtioui Y, Bertrand D, Barba D (1998) Feature selection by a genetic algorithm. Application to seed discrimination by artificial vision. *J Sci Food Agricul* 76(1):77–86
 116. Tsai CF, Eberle W, Chu CY (2013) Genetic algorithms in feature and instance selection. *Knowl-Based Syst* 39:240–247
 117. Kanan HR, Faez K, Taheri SM (2007, July) Feature selection using ant colony optimization (ACO): a new method and comparative study in the application of face recognition system. In: Industrial conference on data mining (S 63–76). Springer, Berlin
 118. Neagoe VE, Neghina EC (2016, June) Feature selection with ant colony optimization and its applications for pattern recognition in space imagery. In: 2016 international conference on communications (COMM) (S 101–104). IEEE
 119. Zhang L, Mistry K, Lim CP, Neoh SC (2018) Feature selection using firefly optimization for classification and regression models. *Decis Support Syst* 106:64–85
 120. Mistry K, Zhang L, Sexton G, Zeng Y, He M (2017, June) Facial expression recognition using firefly-based feature optimization. In: 2017 IEEE congress on evolutionary computation (CEC) (S 1652–1658). IEEE
 121. El Aziz MA, Hassanien AE (2018) Modified cuckoo search algorithm with rough sets for feature selection. *Neural Comput Appl* 29(4):925–934
 122. Baxes GA (1994) Digital image processing: principles and applications (S I–XVIII). Wiley, New York
 123. Mohapatra P, Chakravarty S, Dash PK (2015) An improved cuckoo search based extreme learning machine for medical data classification. *Swarm Evol Comput* 24:25–49
 124. Medjahed SA, Saadi TA, Benyettou A, Ouali M (2015) Binary cuckoo search algorithm for band selection in hyperspectral image classification. *IAENG Int J Comput Sci* 42(3):183–191
 125. Tein LH, Ramli R (2010, November) Recent advancements of nurse scheduling models and a potential path. In: Proceedings 6th IMT-GT conference on mathematics, statistics and its applications (ICMSA 2010) (S 395–409)
 126. Gandami AH, Yang XS, Talatahari S, Deb S (2012) Coupled eagle strategy and differential evolution for unconstrained and constrained global optimization. *Comput Math Appl* 63(1):191–200
 127. Kumar A, Chakarverty S (2011, April) Design optimization for reliable embedded system using Cuckoo Search. In: 2011 3rd international conference on electronics computer technology (Bd 1, S 264–268). IEEE
 128. Kaveh A, Bakhshpoori T (2013) Optimum design of steel frames using Cuckoo Search algorithm with Lévy flights. *Struct Design Tall Spec Build* 22(13):1023–1036
 129. Layeb A, Boussalia SR (2012) A novel quantum inspired cuckoo search algorithm for bin packing problem. *Int J Inf Technol Comput Sci* 4(5):58–67

130. Ouaarab A, Ahiod B, Yang XS (2014) Discrete cuckoo search algorithm for the travelling salesman problem. *Neural Comput Appl* 24(7–8):1659–1669
131. Feng Y, Jia K, He Y (2014) An improved hybrid encoding cuckoo search algorithm for 0-1 knapsack problems. *Comput Intell Neurosci* 2014:1
132. Zheng G, Mohanty SP, Kougiianos E (2012, August) Metamodel-assisted fast and accurate optimization of an op-amp for biomedical applications. In: 2012 IEEE computer society annual symposium on VLSI (S 273–278). IEEE
133. Al-Obaidi ATS (2013) Improved scatter search using cuckoo search. *Int J Adv Res Artif Intell* 2(2):61–67
134. Yang XS, Deb S (2013) Multiobjective cuckoo search for design optimization. *Comput Oper Res* 40(6):1616–1624
135. Chandrasekaran K, Simon SP (2012) Multi-objective scheduling problem: hybrid approach using fuzzy assisted cuckoo search algorithm. *Swarm Evol Comput* 5:1–16
136. Tiwari V (2012) Face recognition based on cuckoo search algorithm. *Image* 7(8):9
137. Dhivya M, Sundarambal M, Anand LN (2011) Energy efficient computation of data fusion in wireless sensor networks using cuckoo based particle approach (CBPA). *Int J Commun Netw Syst Sci* 4(04):249
138. Bulatović RR, Đorđević SR, Đorđević VS (2013) Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solving the problem of optimum synthesis of a six-bar double dwell linkage. *Mech Mach Theory* 61:1–13
139. Moravej Z, Akhlaghi A (2013) A novel approach based on cuckoo search for DG allocation in distribution network. *Int J Electr Power Energy Syst* 44(1):672–679
140. Yang XS, Deb S, Karamanoglu M, He X (2012, November) Cuckoo search for business optimization applications. In: 2012 national conference on computing and communication systems (S 1–5). IEEE
141. Joshi M, Srivastava PR (2013) Query optimization: an intelligent hybrid approach using cuckoo and tabu search. *Int J Intell Inf Technol (IJIT)* 9(1):40–55
142. Elkeran A (2013) A new approach for sheet nesting problem using guided cuckoo search and pairwise clustering. *Eur J Oper Res* 231(3):757–769
143. Yildiz AR (2013) Cuckoo search algorithm for the selection of optimal machining parameters in milling operations. *Int J Adv Manuf Technol* 64(1–4):55–61
144. Srivastava PR, Reddy DPK, Reddy MS, Ramaraju CV, Nath ICM (2012) Test case prioritization using cuckoo search. In: *Advanced automated software testing: Frameworks for refined practice* (S 113–128). IGI Global
145. Wang G, Guo L, Duan H, Liu L, Wang H, Wang J (2012) A hybrid meta-heuristic DE/CS algorithm for UCAV path planning. *J Inf Comput Sci* 9(16):4811–4818
146. Syberfeldt A, Lidberg S (2012, December) Real-world simulation-based manufacturing optimization using cuckoo search. In: *Proceedings of the 2012 winter simulation conference (WSC)* (S 1–12). IEEE
147. Chifu VR, Pop CB, Salomie I, Suia DS, Niculici AN (2011) Optimizing the semantic web service composition process using cuckoo search. In: *Intelligent distributed computing V* (S 93–102). Springer, Berlin
148. Gupta D, Das B, Panchal VK (2013) Applying case based reasoning in cuckoo search for the expedition of groundwater exploration. In: *Proceedings of seventh international conference on bio-inspired computing: theories and applications (BIC-TA 2012)* (S 341–353). Springer, India
149. Ritze D, Paulheim H (2011, October) Towards an automatic parameterization of ontology matching tools based on example mappings. In: *Proceedings 6th ISWC ontology matching workshop (OM)*, Bonn (DE) (S 37–48)
150. Zhou Y, Zheng H, Luo Q, Wu J (2013) An improved cuckoo search algorithm for solving planar graph coloring problem. *Appl Math Inf Sci* 7(2):785
151. Prakash M, Saranya R, Jothi KR, Vigneshwaran A (2012) An optimal job scheduling in grid using cuckoo algorithm. *Int J Comput Sci Telecommun* 3(2):65–69

152. Chaowanawatee K, Heednacram A (2012, July) Implementation of cuckoo search in RBF neural network for flood forecasting. In: 2012 fourth international conference on computational intelligence, communication systems and networks (S 22–26). IEEE
153. Hore S, Chatterjee S, Santhi V, Dey N, Ashour AS, Balas VE, Shi F (2017) Indian sign language recognition using optimized neural networks. In: Information technology and intelligent transportation systems (S 553–563). Springer, Cham
154. Dey N, Rajinikanth V, Ashour A, Tavares JM (2018) Social group optimization supported segmentation and evaluation of skin melanoma images. *Symmetry* 10(2):51
155. Dey N, Ashour A, Beagum S, Pistola D, Gospodinov M, Gospodinova E, Tavares J (2015) Parameter optimization for local polynomial approximation based intersection confidence interval filter using genetic algorithm: an application for brain MRI image de-noising. *J Imaging* 1(1):60–84
156. Naik A, Satapathy SC, Ashour AS, Dey N (2018) Social group optimization for global optimization of multimodal functions and data clustering problems. *Neural Comput Appl* 30(1):271–287
157. Ashour AS, Beagum S, Dey N, Ashour AS, Pistolla DS, Nguyen GN, ... Shi F (2018). Light microscopy image de-noising using optimized LPA-ICI filter. *Neural Comput Appl* 29(12):1517–1533
158. Wang D, Li Z, Cao L, Balas VE, Dey N, Ashour AS ... Shi F (2016) Image fusion incorporating parameter estimation optimized Gaussian mixture model and fuzzy weighted evaluation system: a case study in time-series plantar pressure data set. *IEEE Sensors J* 17(5):1407–1420
159. Parsian A, Ramezani M, Ghadimi N (2017) A hybrid neural network-gray wolf optimization algorithm for melanoma detection
160. Razmjoooy N, Sheykahmad FR, Ghadimi N (2018) A hybrid neural network–world cup optimization algorithm for melanoma detection. *Open Med* 13(1):9–16