В настоящем документе представлен всеобъемлющий и исчерпывающий обзор алгоритма поиска кукушки (CSA). CSA - это метаэвристический подход на основе рой, разработанный Яном и Дебом в 2009 году для подражания поведению кукушки. Благодаря успешному применению CSA для широкого круга задач оптимизации, с тех пор исследователи разработали несколько новых алгоритмов в этом поле. В этой статье представлен всесторонний обзор всех проводимых интенсивных исследований в плюсах и минусах, основной архитектуре и расширенных версиях этого алгоритма.

Следует отметить, что материалы этого обзорного документа классифицируются в соответствии со структурой CSA, в которой материалы делятся на версии и модификации CSA, годы публикации, области применения CSA и гибридизацию CSA. Обзорный документ заканчивается твердыми выводами о текущих исследованиях CSA и возможных будущих направлениях для соответствующей аудитории и читателей.

Исследователи и практические работники CSA принадлежат к широкому кругу аудитории из областей оптимизации, проектирования, медицины, интеллектуального анализа данных, кластеризации и т. Д., Которые извлекут выгоду из этого исследования.

1. **Введение**

Оптимизация существует во многих областях, таких как инженерные, энергетические, экономические, медицинские и компьютерные науки. В основном это связано с определением оптимальных значений для нескольких переменных решения для решения проблемы оптимизации. Задача оптимизации - минимизация или максимизация подходящего алгоритма принятия решений, обычно адаптированного к методам приближения. Принцип принятия решений предполагает выбор между несколькими альтернативами. Результатом этого выбора является выбор «лучшего» решения из всех вариантов.

Алгоритмы оптимизации, разработанные на основе идей, вдохновленных природой, касаются выбора лучшей альтернативы в смысле данной целевой функции. Алгоритм оптимизации может быть либо эвристическим, либо метаэвристическим. Эвристические подходы представляют собой проблемные подходы, в которых каждая проблема оптимизации имеет свои собственные эвристические методы, которые неприменимы для других задач оптимизации. Алгоритм, основанный на метаэвристике, также является общим шаблоном решателя, который может быть адаптирован для различных задач оптимизации путем правильной настройки его операторов и определения его параметров. Для разработки каждого алгоритма оптимизации можно разделить на три класса: эволюционные алгоритмы (EAs), алгоритмы на основе роя и алгоритмы на основе траектории [1]. EAs имитируют эволюционный принцип выживания ttest. Обычно он начинается с набора индивидуумов (т. Е. Решений), называемых населением. На каждом поколении алгоритмы ЭА рекомбинируют предпочтительные характеристики текущей популяции, чтобы создать новую популяцию, которая будет выбрана на основе принципа естественного отбора. Примеры EAs включают в себя генетические алгоритмы (GA) [2], генетическое программирование (GP) [3], эволюционную эволюцию (DE) [4] и алгоритм поиска гармонии (HS) [5]. С другой стороны, алгоритмы, основанные на рое, имитируют поведение группы животных при поиске пищи. На каждой итерации решения обычно строятся на основе исторической информации, полученной предыдущими поколениями [6]. Примеры алгоритмов, основанных на рое, включают в себя колонию искусственных пчел (ABC) [7], оптимизацию ромов частиц (PSO) [8], re

y алгоритм (FA) [9] и алгоритм поиска кукушки (CSA) [10]. Траекторные алгоритмы начинаются с одного временного решения. На каждой итерации это решение будет перемещено в соседнее решение, которое находится в той же области пространства поиска, используя определенную структуру окружения. Примеры алгоритмов, основанных на траектории, включают в себя поиск табу (TS) [11], имитационный отжиг (SA) [12], восхождение на холм [13] и «подъем» [14] (общий обзор см. На рисунке 1).

Основное внимание в этом обзоре, CSA, было разработано Yang and Deb (2009), чтобы подражать паразитизму поведения кукушки. Кукушки имеют агрессивное поведение разведения, которое вдохновило алгоритм оптимизации. Выпадший паразитизм является основным механизмом кукушки. Эта птица кладет яйца в гнездо хозяев и тщательно сопоставляет свои яйца, имитируя узор и цвет яиц хозяев [15]. Если хозяин признает яйца кукушки в своем гнезде, он либо выбросит яйца, либо просто покинет свое гнездо и построит новый. Поэтому кукушка должна быть точной в ее мимике яиц хозяина, тогда как хозяин должен улучшить свои навыки в определении паразитического яйца; в этом борьба за выживание. В контексте оптимизации каждое яйцо в гнезде представляет собой решение, а яйцо кукушки представляет собой новое решение. Цель состоит в том, чтобы служить новым и потенциально лучшим решениям для замены не очень хорошего решения в гнездах. Алгоритм может быть расширен до более сложных случаев, когда каждое гнездо имеет несколько яиц, представляющих набор решений. Фракция P? с вероятностью [0,1] проверяет, обнаруживает ли хозяин, что яйца не являются его собственными.

Основные достоинства CSA над другими алгоритмами оптимизации заключаются в следующем: количество параметров, которые необходимо настроить в начальном поиске, очень мало, и неопытный пользователь может легко взаимодействовать с ним. CSA имеет точки прочности ТА в эксплуатации с помощью случайного блуждания и EAs в разведке через L? Evy hights.

Это эффективный метаэвристический алгоритм, который балансирует между локальной стратегией поиска (эксплуатацией) и всем пространством (разведкой) [16], рассматривает проблему многокритериальной оптимизации и нацелен на скорость конвергенции и легкую реализацию. Благодаря этим преимуществам CSA был успешно адаптирован к широкому спектру проблем оптимизации, таких как обработка изображений [17, 18, 19, 20, 21, 22], в медицинском поле [23, 24, 25], кластеризация [28, 28, 28], технические проблемы [29, 30, 31, 32, 33], инженерный дизайн [34, 35, 36, 37, 38, 39, 40], а также мощность и энергия [41 , 42, 43, 44, 45, 46, 47].

CSA также модифицируется и гибридизируется для удобства некоторых комбинаторных задач оптимизации из-за сложного характера некоторых задач оптимизации [48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55]. Параметрирование CSA также рассматривается несколькими исследователями [56, 57, 58, 59].

Этот обзорный документ предоставляет новому пользователю на основе CSA всесторонний и исчерпывающий обзор теоретических аспектов CSA и представляет читателям достаточные материалы для предыдущей адаптации, модификации и гибридизации CSA. Также обсуждаются предыдущие исследования адаптивных параметров CSA. В настоящем документе основное внимание уделяется принципам CSA, его изменениям и вариантам первоначальной CSA, а также подробному докладу о последних заявках и связанных с ними событиях, достигнутых за последние несколько лет. В конце этого обзора читатель сможет понять принцип проектирования и работы CSA, а также выделить этапы развития и различные области, которые использовали CSA для оптимизации решений. Наконец, документ заканчивается основными плюсами и минусами CSA и предлагает возможную будущую работу для заинтересованных исследователей. Отмечается, что рассматриваемые типы рассматриваемой проблемы оптимизации обычно сводятся к минимуму.

Однако некоторые проблемы, обсуждаемые в этом обзоре, должны быть максимальными. Автор будет откровенно упомянуть об этом, если сочтет это необходимым. Этот обзорный доклад организован следующим образом. Раздел 2 представляет CSA, выделяя его структуру. В разделе 3 обсуждаются процедуры базового CSA. Затем рост CSA проиллюстрирован в разделе 4. В разделе 5 представлен обзор вариантов и модификаций CSA. Области применения и улучшения для каждого конкретного поля обсуждаются в разделе 6. В разделе 7 обсуждаются три типа гибридизации CSA. Наконец, в Разделе 8 приводятся некоторые заключительные замечания и излагаются несколько будущих исследовательских линий, представляющих интерес.

1. **Кукушкин метод**

В природе более 1000 видов птиц, которые являются обычными для поведения и особенностей [60]. Например, все материнские птицы откладывают яйца, которые имеют разные формы яиц друг от друга. Более того, различные гнезда построены многими птицами в обеспеченных местах для повышения безопасности от хищников [61].

Птицы, которые прибегают к хитрости для размножения, особенно в строительстве гнезд, называются паразитами выводков. Эти птицы не строят свои собственные гнезда, а скорее кладут яйца в гнездо другого вида, оставляя хозяина заботиться о своей молодости. Самым известным из паразитов-выводков является кукушка. Это фантастический путь в искусстве обмана. Его стратегия включает в себя проникновение, удаляя одно яйцо, заложенное хозяином и кладя его. Затем он тщательно сопоставляет свое яйцо, имитируя узор и цвет яиц хозяев, навык, который требует высокой точности для обеспечения его успеха. Сроки закладки яиц также являются удивительным способом выбора гнезда, где птица-хозяин просто кладет свои яйца [62]. Этот процесс поползет через некоторое время; яйцо кукушки вылупится перед яйцами хозяина, и первое инстинктивное действие хозяина будет выселять из яиц свои яйца из-за слепых движений, тем самым увеличивая уход и питание, предоставляемые цыплятам-кукушкам. Хитрость унаследована цыплятами; эта черта показана, когда цыплята имитируют вызов цыплят-хозяев, чтобы получить доступ к большему количеству возможностей кормления [63].

С другой стороны, если хозяин узнает яйцо кукушки в своем гнезде, они либо выбрасывают странное яйцо, либо просто оставляют собственное гнездо и строят новый. Поэтому кукушка должна быть более точной в подражании яйцам хозяина, тогда как хозяин должен улучшить свои навыки в определении паразитического яйца. В этом заключается так называемая борьба за выживание.

Использование CSA в контексте оптимизации было предложено Yang and Deb в 2009 году. На сегодняшний день работа над этим алгоритмом значительно увеличилась, и CSA удалось занять достойное место среди других методологий оптимизации [64] [10].

Этот алгоритм основан на обязательном паразитарном поведении паразитов, обнаруженном у некоторых видов кукушки, в сочетании с L? Evy ight, который представляет собой тип случайного блуждания, который имеет распределение длины ступеней степенного закона с тяжелым хвостом. Он вдохновлен поведением, обнаруженным у некоторых птиц и фруктов. Кроме того, было обнаружено [65] [66], что L? Evy hights - часто наблюдаемое случайное блуждание в реальной жизни [67] [68]. CSA - это эффективный метаэвристический алгоритм, основанный на рое, который эффективно удаляет баланс между локальной близкой эксплуатацией и глобальным исследованием в поисковом пространстве проблемы [69].

У кукушки есть особый способ отложить яйца, чтобы отличить ее от остальных птиц [70]. Следующие три идеализированных правила проясняют и описывают стандартный поиск кукушки:

Каждая кукушка закладывает одно яйцо за раз и сбрасывает его в случайно выбранном гнезде.

Лучшие гнезда с высококачественными яйцами будут переданы следующим поколениям.

Количество доступных гнезд хозяина xed, а яйцо, заложенное кукушкой, обнаружено птицей-хозяином с вероятностью P? 2 (0; 1). В этом случае птица-хозяин может либо избавиться от яйца, либо просто покинуть гнездо и построить совершенно новое гнездо. Кроме того, вероятность P? могут использоваться n гнездами для замены новых гнезд, если они лучше.

Одним из преимуществ CSA было использование меньшего количества контрольных параметров по сравнению со многими другими методами поиска [4,2,14]. В таблице 1 суммируются параметры, значения, диапазоны и широко используемые значения. Детали, собранные от Yang and Dep

1. **Процедура алгоритма**

В этом разделе обсуждаются две процедуры CSA. Установлена первая процедура

Ян и Деб [10], основатели CSA. На рисунке 2 показан чертеж CSA.

Подобно другим алгоритмам, основанным на рое, CSA начинается с начальной совокупности n гнезд узлов. Эти начальные гнезда хозяина будут случайно привлечены кукушками с яйцами, а также случайными лучами, чтобы отложить яйца. После этого качество гнезда будет оцениваться и сравниваться с другим гнездом произвольного хоста. В случае, если гнездо хозяина лучше, оно заменит старые гнезда хоста. Это новое решение имеет яйцо, заложенное кукушкой. Если птица-хозяин обнаруживает яйцо с вероятностью P? 2 (0; 1), хозяин либо выбрасывает яйцо, либо отказывается от него, и строит новое гнездо. Этот шаг осуществляется путем замены обильных решений новыми случайными решениями.

Ян и Деб использовали определенное и простое представление для реализации, причем каждое яйцо представляло собой решение. Поскольку кукушка содержит только одно яйцо, оно также представляет собой одно решение. Цель состоит в том, чтобы увеличить разнообразие новых и, вероятно, лучших кукушек (решений) и вместо этого заменить их наихудшими решениями. Напротив, CSA может быть более сложным, используя несколько яиц в каждом гнезде для представления набора решений.

CSA, как алгоритм летучей мыши [71] и FA [72], использует баланс между разведкой и эксплуатацией. CSA является равноценным интеграции L? Evy hights. При создании новых решений xt + 1 для, скажем, кукушки i, выполняется L? Evyight



где a > 0 - размер шага, который должен быть связан с масштабами проблемы интересов. В большинстве случаев мы можем использовать a = 1. xti в приведенном выше уравнении представляет текущее местоположение, которое является единственным способом определения следующего местоположения xt + 1 i. Это называется случайным блужданием и цепью Маркова. Продукт L означает входные умножения. Этот входной продукт похож на тот, который используется в PSO, но здесь случайное блуждание через L? Evy ight является более эффективным при исследовании пространства поиска, поскольку его длина шага намного длиннее в долгосрочной перспективе. Глобальная исследовательская случайная прогулка с использованием L? Evy hights может быть выражена следующим образом:



где Лямбда является параметром, являющимся средним значением или ожиданием возникновения события в течение единичного интервала. Здесь этапы по существу образуют процесс случайного блуждания с степенным законом распределения по длине с тяжелым хвостом. Некоторые из новых решений должны быть сгенерированы L? Evy, ищем лучшее решение, полученное до сих пор, это ускорит локальный поиск. Однако значительная часть новых решений должна создаваться с помощью ранней рандомизации и местоположения которых должны быть достаточно далеки от текущего наилучшего решения, это гарантирует, что система не окажется в ловушке локального оптимума.

Вторая процедура, предложенная [60], более сфокусирована на четком выражении оптимизации для читателя, как и предыдущие структуры структуры (кукушки, яйца и гнезда), но с различным представлением, как показано на рисунке 3. Предложенный алгоритм начинается с начальной популяцией кукушек с яйцами; эти яйца случайным образом закладываются в разные гнезда. Яйцо с высоким сходством с яйцами-хозяевами получит шанс выжить; другие яйца будут убиты хозяином гнезда. Яйца будут храниться до вылупления, а цыплята будут расти, зная, что яйца в гнезде имеют значения pro t.

Сгенерированные кукушки будут искать новые гнезда для хозяев с лучшей выживаемостью для определения обществ кукушки (выберите целевую среду обитания). Наконец, новая популяция кукушки будет эмигрировать к месту своей цели, определив расстояние для каждой кукушки.

Rajabioun et al. [60] использовал различную презентацию от Yang and Deb, приняв задачу оптимизации и используя массив значений для проблемных переменных. Предлагаемый алгоритм использовал среду обитания и сформировал массив-подобный GA, используя хромосому и PSO в позиционировании частиц. Местообитание представляет собой текущее положение кукушки Nvar. Шаги для определения массива Nvar заключаются в следующем:

Наконец, каждая кукушка не имеет права принадлежать ни к точке цели, ни к новым местам обитания. Некоторые яйца также имеют определенный ERL. Процесс повторяется для вновь отложенных яиц. В конце концов, кукушка с лучшей стоимостью будет выживать. Потому что ему удалось пройти много разумов, например, неспособность определить подходящее гнездо для яиц или быть убитым хищниками.

Чтобы обобщить этот раздел, принцип поиска кукушки зависит от трех компонентов, как указано в процедуре Yang следующим образом:

Исследование путем интеграции с рейсами L? Evy в глобальном масштабе и получает очень эффективные решения.

Эксплуатация локальным случайным блужданием.

Выбор лучших решений и сохранение их, это как генетический алгоритм для доступа к элитарному.

Раджабиун сосредоточился на оптимизационном контексте поиска кукушки, который показан на случай, если яйца выживут и станут зрелыми кукушками. Иммиграция в лучшую среду обитания является основной целью, поскольку иммиграционный процесс помогает населению в большем количестве районов, но не движется по прямой. Все кукушки получат лучшее место в районе после иммиграционного процесса. Основные этапы оптимизации поиска кукушки представлены в алгоритме 2 как псевдокод.

CSA, предложенная в 2009 году, представляет собой недавний алгоритм, основанный на рое, по сравнению с алгоритмами пихты, пчелиной колонии, PSO и муравьиных колоний, предложенными в 2008, 2005, 1995 и 1992 годах соответственно. Однако CSA был обновлен для нескольких вариантов, разработанных исследователями, чтобы справиться с природой поискового пространства проблемы оптимизации. Большинство из этих вариантов будут широко, но не исчерпывающе описаны.

Алгоритм поиска бинарных кукушек

Полеты L? Evy: он использовал для получения новой кукушки.

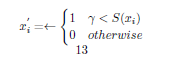
Представление двоичного решения (BSR) для вычисления вероятности опрокидывания для каждой кукушки с использованием сигмоидальной функции. После этого используется вероятность опрокидывания каждой кукушки для вычисления двоичного значения.

? Объективная функция и оператор выбора: принципы оператора выбора, представленные здесь, аналогичны представленным для генетических алгоритмов. Чтобы преобразовать из непрерывной области в двоичную область, предположим, что xi является решением непрерывной природы в интервале [0, 1] и x 0i является BSR, сигмоидальная функция преобразует значения следующим образом:



где S (xi) - вероятность опрокидывания бит x0i.

Для получения бинарного решения x0i S (xi) сравнивается с результатом порожденного случайного числа из интервала [0, 1] для каждого измерения i решения x, как показано в следующем уравнении:



где y - случайное число между [0,1]. В случае, если вероятность разворота бит x0i больше, чем случайное число, тогда значение равно 1, в противном случае значение равно 0.\

---------------------------------------------дискретный

TSP - это классическая проблема оптимизации, используемая для оценки любой новой разработки. Принцип TSP заключается в том, что продавец должен посещать каждый город один раз, начиная и заканчивая от определенного с минимальной общей продолжительностью поездки. Ouyang et al. [138] предложил дискретный CSA (DCSA) для решения сферического TSP, где все точки находятся на поверхности сферы. DCSA применялась к операторам A и 3-opt для ускорения конвергенции. Операторы DCSA применялись для поиска по текущему городу. Экспериментальные результаты показали, что DCSA добилось лучшего и быстрого решения путем решения экземпляра HA30 из TSPLIB и различных проблем размера.

Ouaarab et al. представил DCSA для TSP [139]. Автор улучшил и разработал CSA путем перестройки населения и предложения новой категории кукушек. Таким образом, эффективность DCSA повышалась с меньшим количеством итераций. DSCA также может решать непрерывные и комбинаторные проблемы. Это повышает защиту локальных оптимумов в случае TSP от стагнации. Это поддерживает DCSA, чтобы иметь больший контроль над диверсификацией и интенсивностью с меньшими параметрами. Экспериментальный анализ результатов показал, что эффективность предложенного алгоритма DCSA была высокой эффективности по сравнению с генетической моделируемой системой отбивания муравьев с методами оптимизации роевых частиц (GSA-ACS-PSOT) [140] и дискретным PSO [141].

В другом исследовании DCSA было предложено решить TSP [142]. Авторы предложили две фазы и назвали их схемами. Первая предложенная схема, дискретный размер шага, относится к расстоянию между кукушкой и лучшей кукушкой в ​​своем поколении. Вторая схема - где кукушки обновлялись с использованием размера шага? и случайную длину шага, взятую из распределения L? evy под названием L? evy flight. Результаты подтвердили эффективность DCSA с простым TSP. Однако он не смог достичь оптимального решения для комплексного TSP. Gherboudj et al. предложил дискретную двоичную CSA (DBCSA) для решения проблем с рюкзаком 0-1 [79]. Авторы использовали сигмоидную функцию для получения бинарных решений, которые являются теми же, что и в двоичном PSO. Эта работа преследует две цели. Первая задача справляется с задачами бинарной оптимизации, где основное решение CSA состоит из набора действительных чисел. С другой стороны, решение DBCSA состоит из набора бит с использованием сигмоидной функции и вероятностной модели для генерации двоичных значений. Вторая цель доказывает эффективность базовой CSA, связанной с задачами бинарной комбинаторной оптимизации. Экспериментальные результаты на обоих экземплярах многомерных ранцевых задач показали эффективность BDCSA и его способность получать решения хорошего качества по сравнению с квантованными CSA (QICSA), HS и двоичным PSO [143].

Улучшенная CSA (ICSA) была введена для решения задачи раскраски планарного графа [148]. Авторы улучшают базовый CSA, изменяя длину шага (тяжелый хвост), используя стратегию хождения, стратегию свопа и инверсии и алгоритм жадного преобразования. Стратегия хождения зависит от узла и смежных узлов от количества конфликтов. Стратегия свопинга и инверсии обнаруживает максимальный конифицирующий узел. В этой работе эффективность ICSA сравнивалась с базовой CSA и улучшенной POS (IPSO), предложенной в [149]. Результаты показали, что ICSA имеет самую быструю конвергентную скорость и лучшую возможность глобального поиска с точки зрения решения одной и той же проблемы более точно и эффективно.

Лин и Ли [150] предложили новую вариацию CSA для восстановления хаотической динамики, которая включает в себя модели эмоций эмоций и хаотической динамики. Этот подход содержит пару систем; первичные хаотические системы с неизвестными параметрами для генерации временного ряда используются для управления вторичными хаотическими системами. Алгоритм нейронной сети обратного распространения является широко используемым методом для обучения искусственных нейронных сетей. Алгоритм обучения Levenberg {Marquardt, использующий традиционную оптимизацию обратного распространения, имеет несколько недостатков, таких как застревание в локальных минимумах и застой сети. Улучшенный алгоритм распространения Levenberg {Marquardt назад, интегрированный и обученный CSA, чтобы избежать проблемы локальных минимумов и достижения быстрой конвергенции, был предложен [151].

Чжэн и Чжоу [152] предложили новое изменение CSA на основе комплексной системы кодирования. В этом алгоритме термин множественность указывает на индивидуальное гнездо птицы. Поэтому диплоидный рой структурирован множеством последовательностей, что означает, что гнездо птицы может выражать пространственный размер больше, чем реальный. Таким образом, гнездо птицы содержит больше информации, которая улучшает возможности поиска чистого CSA. Чжэн и Чжоу [152] также использовали распределение Гаусса с алгоритмом оптимизации поиска кукушки как новое изменение CSA для решения стандартных тестовых функций и задач оптимизации проектирования, называемых поиском кукушки Гаусса (GCS). Он добился лучших результатов и более высокой скорости конвергенции, чем CSA. Краткое описание основных модификаций модифицированных версий CSA приведено в таблице 2.

ПРИМЕНЕНИЕ

Медицинское применение

Особенности CSA также делают его пригодным для применения в медицинском домене. Например, подход, основанный на CSA, гибридизированный с машиной вектора поддержки (SVM) для оптимизации параметров, был разработан для лучших исходных параметров функции ядра. После этого PSO был применен к лучшим параметрам SVM. Результаты модели CSA-PSO-SVM достигли лучшей точности классификации, чем PSO-SVM и GA-SVM в наборах данных по заболеваниям сердца и раком молочной железы [24].

В 2012 году диабет и высокий уровень глюкозы в крови были прямой причиной 1,5 и 2,2 миллиона смертей соответственно. В 2014 году у 8,5% взрослых в возрасте 18 лет и старше был диабет [25].

Важность раннего скрининга на диабет - защита и уменьшение осложнений. Следовательно, Дайки и др. al., [23] исследовал новый автоматический подход к диагнозу диабета на основе векторно-ориентированных векторных машин (FW-SVM) и MCSA. Они использовали набор данных о заболеваниях диабета UCI, введенный Блэком [159]. Предлагаемый метод получил точность 93,58% в наборе данных CI.

Приложения для кластеризации и интеллектуального анализа данных

В целом кластеризация - это неконтролируемая классификация шаблонов в группы. Основная концентрация кластеризации заключается в разделении группы наборов данных на кластеры на основе взаимосвязи между элементами внутри одного кластера. На протяжении десятилетий проблемы кластеризации данных были идентифицированы в различных приложениях, например, компьютерное зрение, распознавание образов, сети, базы данных и вычисления, статистическая физика и механика.

Несмотря на свою важность, при использовании традиционных механизмов имеются некоторые недостатки [160]. Например, в сегментировании медицинского изображения наиболее эффективными методами кластеризации являются дефекты контуров начального центроида и оптимальное количество кластеров с использованием нечетких c-средних. В этой связи для увеличения покрытия дефектов cmeans использовались методы оптимизации PSO и поиска кукушки с использованием гибридного метода [161]. Эта комбинация достигла лучших результатов по сравнению с традиционными методами за счет сокращения времени вычисления и достижения быстрой конвергенции в нескольких итерациях независимо от исходного количества кластеров [27].

Кластеризация результатов поисковой системы в Интернете имеет большое значение для академических и научных сообществ, вовлеченных в область поиска информации. Механизмы веб-кластеризации пытаются предоставлять услуги для пользователя, увеличивая конвергенцию представленных документов для обзора и сокращая время, потраченное на их проверку. Эта работа уже выполнена несколькими алгоритмами поисковой системы кластеризации. Однако результаты заняли больше времени, чем ожидалось. Эта проблема была решена с помощью гибридизации между CSA, алгоритмом k-средних и сбалансированным байесовским информационным критерием. Цель использования CSA обеспечивает объединенную глобальную и локальную стратегию поиска в поисковом пространстве, которая обеспечивает разнообразие и предотвращает сближение населения гнезд от слишком быстро [28]. Одна из основных проблем в области поиска информации, которая связана с кластеризацией веб-документов, заключается в процессе обработки соответствующей информации. Zaw и Mon [162] предложили алгоритм кластеризации поиска кукушки на основе полета L? Evy, чтобы помочь

пользователи эффективно перемещаются, суммируют и организуют богатство информации. Использование CSA в области кластеризации веб-документов помогает найти оптимальные центроиды кластера и глобальное решение алгоритма кластеризации. Эта работа была опробована на эталонном наборе данных, и она хорошо работала в кластеризации веб-документов. Модификация алгоритма кластеризации k-средних с CSA представляет собой новый метод кластерного кластера [92]. В этой работе предложены методы определения эффективного и эффективного кластерного анализа в большой базе данных. Соответственно, нет необходимости вводить значение точек кластера, чтобы получить наилучшую кластеризацию, используя валидность кластеризации.

Была предложена новая стратегия биомимики, которая объединяет CSA с неконтролируемым классификационным методом и принесла хорошие результаты по эталонному набору данных [26]. Предлагаемый алгоритм был проверен на относительно сложную задачу: два спутника дистанционного зондирования в реальном времени {набор данных изображений для извлечения водного объекта. Он представил стратегию CSA для создания новых кукушек и добился высоких результатов после некоторой настройки параметров.

Способность распознавать лица имеет решающее значение для многих аспектов жизни. Распознавание лиц помогает идентифицировать анонимных людей, которые могут быть опасными. Однако перед этим возникают некоторые проблемы, такие как шумные и избыточные данные, которые уменьшают точность процесса распознавания лиц. Tiwari [18] применил CSA к массиву векторов признаков, извлеченных двумерным дискретным косинусным преобразованием изображения. Интересно, что он нашел наиболее подходящие изображения из базы данных, используя евклидову дистанцию. CSA достигла лучшего решения по сравнению с алгоритмами оптимизации PSO и ACO при применении к домену распознавания изображений.

Изображение спутника - изображение всего или части Земли, взятого с использованием искусственных спутников. Для извлечения значимых частей спутниковых изображений требуется дорогое и дорогостоящее вычисление, поскольку оно распространяется на многоуровневое пороговое значение, которое достаточно для двукратного порогового значения. Чтобы преодолеть эту проблему, Bhandari et al. [19] предложил новый подход, объединив CSA и ветровую оптимизацию (WDO), используя энтропию Капура для оптимального многоуровневого порогового значения. В этом комбинированном алгоритме выбор наилучшего значения tness наилучшего решения достигается с помощью начальных случайных пороговых значений. Функция корреляции используется для оценки качества решения. Экспериментальные результаты показали, что CSA, объединенный с WDO с использованием критерия энтропии Капура, может быть эффективно использован в многоуровневом пороговом значении и, следовательно, улучшает извлечение значимых частей спутникового изображения. В другом исследовании тех же авторов интеграция дискретного вейвлет-преобразования (DWT) и CSA была выполнена в [20] для улучшения качества низкоконтрастных спутниковых изображений. DWT отвечает за анализ изображения четырех частотных поддиапазонов.

CSA используется для оптимизации каждого поддиапазона и выбора матрицы сингулярных значений изображения подполосы с пороговым значением. Последний шаг улучшает изображение, восстанавливая его с помощью IDWT. Результаты показали эффективность и эффективность предлагаемого комбинированного алгоритма. Этот алгоритм полезен для обнаружения поверхностных характеристик различных видимых областей и приложений дистанционного зондирования.

Другое исследование, посвященное оптимальным пороговым значениям для многоуровневого порогового значения, было проведено в [21], где энтропия Цаллиса была максимизирована с использованием CSA. Результаты предлагаемого алгоритма достигли лучшего решения, чем оптимизация обработки бактерий, ABC, GA и PSO. Кроме того, он требовал меньше вычислительного времени по сравнению с другими методами.

В [22] была изучена оптимальная сегментация изображения RGB путем максимизации значения энтропии в методе Капура с использованием многопорогового изображения изображений на основе CSA.

целью предлагаемого алгоритма было определение оптимизированного порогового значения для изображения

где функция tness была разработана на основе измерений энтропии одного и того же изображения. Полученные результаты сравнивались с цифровыми алгоритмами и алгоритмами PSO с использованием универсальных изображений и показали, что лучшая производительность CSA достигается за счет быстрой конвергенции с относительно меньшим вычислительным временем.

Инженерный дизайн - это общий термин, охватывающий множество инженерных дисциплин, таких как механические, химические, электрические и структурные (архитектурные). Основными целями инженерного проектирования являются оптимизация потребления энергии, снижение финансовых затрат и минимизация воздействия на окружающую среду. Kaveh et al. [163] использовали CSA для минимизации собственного веса структур реального размера, что обеспечивало приемлемую производительность конвергенции с ранних итераций. CSA был выбран Американским институтом стального строительства из-за его сложных ограничений, таких как ограничения перемещения и геометрические ограничения. Результаты показали, что эффект их предлагаемого метода в оптимизации практических структур значителен. Многочисленные авторы внесли CSA для решения структурных задач оптимизации. Например, Gandomi et al. [38] началось с проверки CSA с использованием эталона нелинейной проблемы ограниченной оптимизации. Затем была проведена проверка по ее применению для 13 проблем проектирования, таких как конструкция сосуда под давлением, идентификация параметров конструкций и трехбалочная конструкция фермы. Выполнение предложенного алгоритма намного лучше, чем GA, и немного лучше, чем PSO, DE и FA. Qu и He [128] использовали улучшенную CSA для решения технических проблем структурной оптимизации. Производительность также началась со стандартных тестовых функций и двух инженерных конструкций: проблемы сжатия пружины и проблемы с сосудом под давлением.

Результаты показали эффективность предлагаемого алгоритма, который может получить лучшие решения по сравнению с FSO, BA, CPSO и гибридным методом поиска Nelder {Mead simplex и оптимизацией ромов частиц.

Задача многоцелевой оптимизации, также называемая надежной встроенной системой, решена CSA. Цель этой проблемы - разработать надежную встроенную систему для определения оптимальных решений с точки зрения производительности, надежности, стоимости и доступности, среди прочих. Практические системы требуют длительной обработки и высокой сложности. CSA предлагается решить проблемы планирования надежной встроенной системы. Результаты достигали высококачественных решений, которые были построены стабильно на основе хороших решений и были менее чувствительны к изменению параметров настройки [164]. Кроме того, был предложен эффективный многоцелевой CSA для оптимизации конструкции для решения проблем структурного проектирования, таких как дисковые тормоза и конструкции балок [165]. Найти широко распространенные решения с хорошим охватом и конвергенцией также легко [40]. Ферма - это структура, состоящая из тонких членов, соединенных вместе в своих конечных точках. CSA предложила оптимизацию конструкции ферменных структур [34, 39]. Целью использования CSA является определение минимального веса конструкций ферм. Результаты показывают, что CSA добилась лучших решений по сравнению с лучшими решениями, полученными другими сравнительными алгоритмами, такими как PSO, GA, ACO и HS.

Использование возобновляемых ресурсов стало оптимальной ориентацией из-за его замечательных особенностей, таких как доступность, удобство доступа и экологичность. Энергия ветра использует ветряные турбины (современные ветряные мельницы) для производства электроэнергии. При использовании ветра для электроснабжения в отдаленных местах требуется серьезное рассмотрение, поскольку создание такой системы не из дешевых. В связи с этим предлагается CSA решить проблему оптимизации проектирования ветроэнергетической системы [166]. Это позволяет электрическим компонентам с различными параметрами быть подходящими для систем электроснабжения. Решения CSA либо оптимальны, либо очень близки к оптимальному решению. Кроме того, энергия воды используется для производства электроэнергии и имеет различные виды использования. Абразивная струя воды (AWJ) использовала CSA для прогнозирования шероховатости поверхности AWJ [167]. Результаты показали, что способность CSA обеспечивать улучшенную шероховатость поверхности, которая превышает результаты двух установленных вычислительных методов, а именно: опорная векторная машина и искусственная нейронная сеть.

Оптимизация резания - это нелинейная и ограниченная оптимизация, которая снижает издержки при увеличении производительности. Madic et al. [168] применил CSA для оптимизации шероховатости поверхности при лазерной резке CO2. Авторы интегрировали нейронные сети и CSA для простого и эффективного метода поиска оптимального решения.

Результаты, полученные CSA и нейронными сетями, оказались лучше, чем произведенных другими существующими методами. Эсфандиари [37] использовал другой способ в своей работе, применяя CSA, GA и SA для проверки функций тестирования, а затем использовал его для оптимизации условий резания. Результаты показали превосходство CSA с более быстрой конвергенцией, высокой точностью и лучшими глобальными оптимальными достижениями, чем другие.

Заключение

в этом обзорном документе было изучено и проанализировано более 150 научных статей, чтобы попытаться сделать убедительный вывод для исследователей, заинтересованных в работе над CSA. Опрос исчерпывающе и всесторонне обобщил ссылки, опубликованные с 2009 года до второй половины 2016 года. В документах, которые были собраны в этой работе, было отмечено, что наибольшая доля приходится на приложения CSA в различных областях, таких как медицинская обработка изображений, экономическая нагрузка диспетчеризации, инженерного проектирования и кластеризации данных. Этот результат показывает высокую популярность CSA из-за его успешных характеристик и особенностей.

Модификация и три категории гибридизаций были введены в этом документе для повышения производительности CSA и сохранения ее применимости в проблемах или в прочном пространстве поиска.

CSA остается перспективным и интересным алгоритмом и будет по-прежнему широко использоваться исследователями из разных областей. Его преимущества перед другими алгоритмами оптимизации включают его простоту, меньшее количество параметров по сравнению с другими алгоритмами и простоту гибридизации с другими алгоритмами оптимизации. Однако CSA не хватает математического анализа. Он не имеет теоретического анализа, подобного другим алгоритмам, таким как PSO [192] и GA [193]. Это различие можно наблюдать с учетом понимания того, когда и почему работает алгоритм. Кроме того, как улучшается производительность алгоритма по сравнению с другими методами поиска. Настройка параметров также считается важной частью исследования [194], где значения и параметры параметров определяют производительность CSA.

Все эти причины делают CSA жизнеспособной для дальнейшего использования сообщества. Этот документ мог бы также служить руководством для исследователей, которые в настоящее время работают или будут работать в этой области, руководствуясь их тем, как алгоритм CSA можно использовать для решения проблем, указать на его недостатки и сильные стороны и доказать его эффективность. Таким образом, важные исследования могут быть решены путем использования CSA.