

УДК 519.6:004.93



СИНТЕЗ МОДЕЛЕЙ СЛОЖНЫХ ОБЪЕКТОВ И СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ПЧЕЛИНОЙ КОЛОНИИ

А.А. Олейник¹, С.А. Субботин²

¹ Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, olejnik@zntu.edu.ua

² Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, subbotin@zntu.edu.ua

Рассматриваются мультиагентные системы. Приводится анализ метода пчелиной колонии. Предлагается применение метода пчелиной колонии для синтеза моделей сложных объектов и систем. Разработаны модификации метода пчелиной колонии для отбора информативных признаков и для многомерной оптимизации.

МОДЕЛЬ, ОПТИМИЗАЦИЯ, АГЕНТ, МЕТОД ПЧЕЛИНОЙ КОЛОНИИ, ВЫБОРКА, ЭКЗЕМПЛЯР, ПРИЗНАК

Введение

Классические методы решения оптимизационных задач при синтезе моделей сложных объектов и систем являются высокоитеративными и накладывают определённые требования (например, унимодальность, непрерывность, монотонность, дифференцируемость и т.п.) на исследуемые зависимости, а также, как правило, являются методами локального поиска.

Поэтому весьма актуальной является задача разработки новых методов решения задач оптимизации, не требующих выполнения определённых требований от исследуемых зависимостей.

Для решения многих оптимизационных задач часто применяются методы, основанные на случайном поиске. К таким методам относятся интеллектуальные методы мультиагентной оптимизации, основанные на моделировании общественного интеллекта (Swarm Intelligence) [1, 2].

К интеллектуальным методам мультиагентной оптимизации, основанным на моделировании общественного интеллекта, относятся: метод муравьиных колоний (Ant Colony Optimization, ACO) [3,4], метод пчелиной колонии (Bee Colony Optimization, BCO) [5], оптимизация с помощью групп частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) [6] и другие [7]. Данные методы являются новыми, и во многом ещё недостаточно освоены, однако, некоторые из них достаточно эффективно применяются для решения различных задач оптимизации. Например ACO применяется для решения задачи коммивояжёра [8], задачи календарного планирования [9], отбора информативных признаков [10, 11], кластеризации [12] и других [13–15]; BCO – для решения задачи календарного планирования [16], решения задачи коммивояжёра [17], решения транспортной задачи [18] и других [19, 20]. Одной из основных особенностей интеллектуальных методов мультиагентной оптимизации является то, что они основаны на агентно-ориентированном

подходе [21, 22], что способствует лучшему решению оптимизационных задач.

1. Постановка задачи

Метод пчелиной колонии, несмотря на ещё недостаточную известность, показал хорошие результаты при решении ряда оптимизационных задач [16–20]. Поэтому в данной работе ставится задача дальнейшего применения метода пчелиной колонии к решению оптимизационных задач.

Целью работы является исследование метода пчелиной колонии и его применение для синтеза моделей сложных объектов и систем.

Основными задачами работы являются:

- анализ основных принципов коллективного интеллекта, его основных характеристик и свойств, способствующих решению оптимизационных задач;
- формализация описания поведения пчёл, исследование метода пчелиной колонии, его преимуществ и недостатков;
- разработка новых методов оптимизации, основанных на методе пчелиной колонии, для синтеза моделей сложных объектов и систем, позволяющих решать задачу многомерной оптимизации и выполнять выделение наиболее информативных признаков из исходного набора.

2. Основные принципы коллективного интеллекта

Мультиагентные методы интеллектуальной оптимизации (методы коллективного интеллекта, Swarm Intelligence) имеют бионическую природу, то есть они основаны на моделировании поведения животных, носящего коллективный характер, за счёт чего достигается, так называемый коллективный интеллект.

Поэтому для определения основных принципов коллективного интеллекта необходимо рассмотреть принципы поведения различных коллективных животных. К коллективным животным относятся животные, которые живут колониями, например,

муравьи, пчёлы, термиты, некоторые виды ос, птиц, рыб и т.п. В основе поведения колоний таких животных лежит самоорганизация [23].

Самоорганизация — множество динамических механизмов, в соответствии с которыми система регулируется на глобальном уровне за счёт взаимодействия её компонентов на нижнем уровне без прямого взаимодействия между этими компонентами. Самоорганизация базируется на четырёх составляющих.

1. Положительная обратная связь: достигается за счёт выполнения простых поведенческих эмпирических приёмов, которые обеспечивают создание решений. Например при фуражировке муравьёв увеличение феромонов на пути к источнику пищи — это разновидность положительной обратной связи, поскольку таким образом создаётся сеть из возможных путей к источнику пищи.

2. Отрицательная обратная связь: уравнивает положительную обратную связь, что ведёт к стабилизации коллективного поведения. Например, при фуражировке муравьёв отрицательная обратная связь может быть вызвана следующими факторами: ограниченное количество фуражиров, истощение источника пищи, испарение феромона.

3. Неустойчивость положительной обратной связи: поведение общественных насекомых основано на стохастических правилах. Случайные отклонения в решениях — основа для новых решений. Кроме того, хаотичность может быть полезной, поскольку это позволяет колонии обнаружить новые решения.

4. Требование множественного взаимодействия между особями, за счёт чего достигается появление новых хороших и выносливых решений.

Для понимания коллективного интеллекта необходимо определить функции, которые выполняют общественные животные в процессе решения различных задач. Можно выделить четыре функции такого вида: координация, кооперация, коллективное принятие решения, специализация. Они не являются взаимно исключаемыми, а наоборот — совместно вносят вклад в достижение поставленных перед колонией целей.

Координация — соответствующая организация задач отдельных индивидов во времени и пространстве, позволяющая решить возникшую перед колонией проблему. Данная функция приводит к определённому пространственно-временному распределению особей, их действий и/или результатов их действий для достижения поставленной цели.

В качестве примера координации можно привести строительную деятельность в колониях насекомых. В процессе строительства гнезда у некоторых разновидностей социальных ос [24] или термитов за счёт процессов стигмержи (stigmergy)

особи улучшают текущее состояние гнезда (пространственная организация), предварительно достигнутое (временная организация) другими особями.

Кооперация достигается за счёт того, что особи выполняют вместе общую задачу, которая не могла бы быть решена отдельным индивидом. Индивиды должны объединять свои усилия, чтобы успешно решить общую задачу, которая находится вне пределов возможностей отдельных индивидов.

Кооперация наблюдается в процессе добычи пищи, когда отдельного индивида недостаточно, чтобы доставить пищу. Известно много примеров совместной транспортировки пищи различными видами муравьёв [25]. Такая транспортировка может быть очень эффективна для доставки пищи в гнездо. К примеру, муравьи *Pheidologeton diversus* сообщают могут транспортировать в десять раз больше веса, чем если бы делали это отдельно друг от друга.

Коллективное принятие решения относится к механизмам, которые срабатывают, когда колония сталкивается с проблемой выбора. Этот механизм завершается коллективным выбором одного из возможных решений.

Специализация заключается в том, что различные действия выполняются отдельными специализированными группами индивидов, например, фуражировка или присмотр за потомством [26]. Такая специализация может осуществляться как за счёт поведенческой дифференциации, так и в зависимости от возраста индивида.

Таким образом, организация коллективного поведения у общественных животных может быть рассмотрена как совокупность четырёх составляющих: координация, кооперация, коллективное принятие решений и специализация. Каждая из этих составляющих проявляется на коллективном уровне за счёт непрямого взаимодействия между особями. Такое взаимодействие обеспечивает возможность оценивания внешней информации в соответствии с двумя основными направлениями:

1. Координация и специализация обеспечивают формирование пространственных, временных и социальных связей, возникающих в процессе работы колонии. Координация регулирует пространственно-временное размещение индивидов, в то время как за счёт специализации достигается распределение их действий.

2. Кооперация и коллективное принятие решения являются инструментами, с помощью которых колония может реагировать на изменения во внешней среде. Коллективное принятие решения предоставляет механизмы, которые обеспечивают решения колонии, в то время как кооперация предоставляет механизмы, которые позволяют выйти за рамки возможности отдельных индивидов.

Вместе четыре составляющих в поведении общественных насекомых формируют представление, что колония в целом планирует свою работу для достижения поставленных целей.

3. Формализация поведения пчёл. Метод пчелиной колонии

Поскольку пчёлы являются общественными насекомыми, то их поведение соответствует всем принципам коллективного интеллекта, описанным выше.

– У пчёл положительная обратная связь заключается в том, что пчёлы, основываясь на полученной информации от других пчёл, начинают лететь к указанному источнику ресурсов.

– Отрицательная обратная связь заключается в том, что пчела, основываясь на информации, полученной от других пчёл, может решить, что найденный ею источник хуже.

– Неустойчивость положительной обратной связи: сбившийся с курса фуражир может найти новые, неразработанные источники питания, и затем привести за собой других рабочих особей для разработки этого источника пищи.

– Множественность взаимодействия: информация об источнике ресурсов, найденном одной пчелой, доступна для всех других в улье посредством выполнения так называемого виляющего танца.

– Координация выполняется при организации перемещения гнезда пчёл. В этом случае взаимодействия между отдельными особями приводят к синхронному (временная организация) и направленному (пространственная организация) движению особей к определённой цели.

– Коллективное принятие решения: медоносные пчёлы выбирают более производительные участки с цветами путём вербовки незанятых пчёл с помощью виляющего танца, выполняемого фуражиром, возвратившимся от источника нектара.

– Специализация: в сообществе медоносных пчел труд особей строго разделен. Одни из них добывают и приносят в улей пищу, другие – забирают ее и складывают в соты, третьи – чистят ячейки, четвертые – крыльями, как вентилятором, проветривают улей, пятые – несут караульную службу, дежуря у входа, и не пропускают врагов. В семье существуют разведчики для поиска пропитания, няни для ухода за малышами, пчелы-уборщики, могильщики, которые уносят из улья мертвых. Пчелы-солдаты организованы в специальные воинские подразделения, которые несут службу по защите улья от похитителей меда.

Для формализации, учитывающей соответствующие принципы и особенности поведения пчёл в природе при фуражировке, используются три основных понятия: источник нектара (цветок), занятые фуражиры, незанятые фуражиры.

Источник нектара характеризуется значимостью, определяемой различными факторами, такими как: удалённость от улья, концентрация нектара, удобство добычи нектара.

Занятые фуражиры закреплены за отдельным источником, на котором они добывают нектар, то есть они «заняты» им. Занятые фуражиры владеют такой информацией о данном источнике нектара, как: расстояние и направление от улья, полезность источника.

Незанятые фуражиры продолжают искать источники нектара для их использования. Существует два типа незанятых фуражиров: разведчики, которые ищут новые источники нектара, и наблюдатели, которые ждут в улье и могут выполнять другие действия в улье. Среднее количество разведчиков в рое составляет 5–10%.

Каждая незанятая пчела может полететь к источнику нектара, следуя за пчелой-разведчиком, которая нашла путь к цветку. Это достигается за счёт того, что каждый улей имеет так называемую закрытую площадку для танца, на которой пчёлы, обнаружившие источники нектара, выполняют виляющий танец, тем самым, пытаясь привлечь других незанятых пчёл последовать за ними. Если пчела решает оставить улей, чтобы получить нектар, она следует за одной из пчел-разведчиков к области с нектаром. Таким образом, незанятая пчела становится занятой.

По достижению области с нектаром занятый фуражир добывает нектар и возвращается в улей, оставляя нектар там. После того, как пчела оставляет нектар, она может выполнить одно из следующих трех действий:

- оставить источник нектара и снова стать незанятым фуражиром;
- продолжить фуражировку к тому же источнику нектара, не вербуя других особей своего улья;
- выполнить танец и таким образом выполнить вербовку.

Пчела выбирает одну из вышеупомянутых альтернатив с некоторой вероятностью. В пределах области танца, пчелы «рекламируют» различные области нектара. Механизмы, в соответствии с которыми пчела решает следовать за другой пчелой, исследованы недостаточно хорошо, но предполагается, что вербовка среди пчел с математической точки зрения всегда является функцией качества источника нектара [27]. Также отмечено, что не все пчелы начинают фуражировку одновременно.

Таким образом, выполняется разделение функций между занятыми фуражирами и разведчиками на улучшенное изучение найденных областей с нектаром и на нахождение новых областей с нектаром соответственно. За счёт такого разделения труда достигается эффективная работа всего роя пчёл.

В [27] предложена поведенческая модель самоорганизации колонии пчёл, в которой пчёлы-фуражиры, которые перемещаются к цветкам, возвращаются в улей, а также обладают информацией о полезности соответствующего источника. Собранный нектар обеспечивает обратную связь с текущим состоянием потока нектара в улье. Полезность — функция качества нектара, количества нектара и расстояния от улья. Обратная связь устанавливает ответный порог для сигнала вербовки, также известный как виляющий танец, длина которого зависит и от порога и от полезности. Виляющий танец выполняется на специальной площадке для танцев, где отдельные фуражиры могут наблюдать за их выполнением. Фуражиры могут случайным образом выбирать танец для наблюдения, и в соответствии с танцем они могут определить место расположения участка цветка и покинуть улей для фуражировки. Модель самоорганизации обеспечивает пропорциональную обратную связь с качеством источника нектара.

Таким образом, метод пчелиной колонии является эвристическим, итеративным, интеллектуальным методом мультиагентной оптимизации, основанным на случайном поиске.

Исходя из различных применений данного метода [16–20] можно выделить следующие его достоинства:

- метод не склонен к заикливаниям в локальных оптимумах, поскольку основан на случайном поиске;

- поиск лучшего решения основывается на решениях агентов всей колонии пчёл;

- метод может применяться в динамических приложениях, поскольку способен адаптироваться к изменениям окружающей среды;

- может использоваться для решения как дискретных, так и непрерывных задач оптимизации.

К недостаткам метода пчелиной колонии можно отнести:

- итеративность процесса поиска;

- трудности теоретического анализа процесса получения решений, обусловленные тем, что поиск решения имеет стохастическую природу;

- априорную неопределённость времени сходимости, хотя сходимость гарантируется;

- зависимость метода от настройки параметров, подбираемых экспериментально.

Метод пчелиной колонии обладает следующими особенностями:

1. Все агенты делятся на различные типы в соответствии с действиями, которые они выполняют в процессе решения задачи.

- 1.1 Занятые фуражиры обеспечивают использование уже найденных источников нектара, то есть незначительно изменяют уже найденные ранее решения задачи;

- 1.2 незанятые фуражиры обеспечивают продолжение поиска новых источников нектара, то есть агенты такого типа выполняют поиск новых допустимых решений задачи. Незанятые фуражиры в свою очередь бывают двух типов.

- 1.2.1 Наблюдатели — ожидают в улье других агентов. Они не выполняют никаких действий и фактически ожидают момента, когда им нужно будет также начать поиск решений;

- 1.2.2 Разведчики — обеспечивают поиск новых источников нектара. При этом поиск осуществляется случайным образом, то есть они случайно выбирают в пространстве поиска возможное решение.

2. Связь между решениями агентов осуществляется путём моделирования выполнения пчёлами виляющего танца. При этом выполнение виляющего танца обеспечивает образование двух типов обратной связи: положительная обратная связь и отрицательная обратная связь.

3. Процесс поиска решения обеспечивается двумя процедурами.

- 3.1. Поиск новых источников нектара во всём пространстве поиска, который достигается с помощью агентов-разведчиков. Таким образом, обеспечивается исследование всего пространства поиска.

- 3.2. Углублённое использование областей, в которых находятся уже найденные источники нектара (достигается с помощью занятых фуражиров). То есть находятся решения, находящиеся в пространстве поиска вблизи от рассматриваемого решения.

4. Многомерная оптимизация на основе метода пчелиной колонии

Одной из часто возникающих задач в процессе моделирования сложных объектов и систем является нахождение глобального оптимума многомерной функции. Для решения этой задачи существует ряд традиционных методов (например, метод Коши, Ньютона, Левенберга-Марквардта и т.п.), которые, однако, требуют непрерывности, дифференцируемости и унимодальности целевых функций. Поэтому в рамках данной работы предлагается применять метод пчелиной колонии для решения задачи оптимизации многомерной функции.

Предложенный метод можно представить в виде следующих шагов.

Шаг 1. Задаются начальные параметры работы метода: начальное количество агентов-разведчиков B_s , максимальная энергия, коэффициент α , начальная температура T_{init} , конечная температура T_{final} , максимальное количество итераций $iter_{max}$. Также задаются параметры, связанные с оптимизируемой функцией: количество переменных $argCnt$; ссылка на саму функцию; минимальный $Range^{min}$

и максимальный $Range^{max}$ пределы для каждой из переменных, то есть область, в которой можно искать возможные решения; направление оптимума $optOrient$ (определяет максимизацию или минимизацию функции). В случае использования локальной оптимизации задаётся один из традиционных методов локальной оптимизации, который будет использоваться, и задаётся класс агентов, для решения которых будет применяться локальная оптимизация – агент с лучшим решением или агенты, выполнившие моделирование виляющего танца.

Шаг 2. Создаются начальные агенты-разведчики.

Шаг 2.1. Для каждого начального агента-разведчика создаётся случайное решение:

$$bee_i.x_j = rand \cdot (Range_j^{max} - Range_j^{min}) + Range_j^{min},$$

$$\forall i = \overline{1, B_s}, j = \overline{1, OrgCnt},$$

где bee_i – i -ый агент-разведчик; $rand$ – случайное число в интервале $[0; 1]$.

Шаг 2.2. Для полученных случайных решений рассчитывается полезность данного источника нектара как значение оптимизируемой функции:

$$bee_i.profitability = optOrient \cdot f(bee_i.x_1, \dots, bee_i.x_{OrgCnt}),$$

$$\forall i = \overline{1, B_s},$$

где $OptOrient = 1$, если выполняется максимизация, в противном случае – $OptOrient = -1$.

Текущее количество итераций устанавливается в 1 : $iter = 1$; количество агентов-разведчиков B устанавливается в B_s : $B = B_s$; текущая температура T устанавливается в T_{init} : $T = T_{init}$.

Шаг 3. Выбираются рабочие агенты, то есть такие агенты, на базе которых будут создаваться новые агенты с помощью процедуры скрещивания.

Шаг 3.1. Определяется агент $best$ с наибольшей полезностью.

Шаг 3.2. Процедура имитации отжига [29]. Агент относится к рабочим агентам $workBee$, если выполняется условие:

$$\exp\left(-\frac{|bees_i.profitability - best.profitability|}{T}\right) > rand,$$

$$\forall i = \overline{1, B}.$$

Шаг 4. Скрещивание. Поскольку реальные пчёлы-разведчики при выборе источника нектара пользуются также генетическим материалом (в биологии ещё не изучено, каким именно образом разведчики выбирают одни цветки и пропускают другие, то есть предполагается, что разведчики основываются на генетическом опыте), то с помощью процедуры скрещивания моделируется именно этот момент поведения пчёл. Для скрещивания используются ранее отобранные с помощью процедуры имитации отжига рабочие агенты $workBee$ и лучший агент за все итерации $best$. Новые аген-

ты создаются в два этапа: на базе решений рабочих агентов и на базе решения лучшего агента.

Шаг 4.1. Создание новых агентов на базе рабочих агентов $workBee$:

$$newWorkBee_i.x_j =$$

$$= workBee_i.x_j \pm rand \cdot (workBee_i.x_j - best.x_j),$$

$$\forall i = \overline{1, B_w},$$

где B_w – количество рабочих агентов $workBee$; знак преобразования «+» или «-» выбирается случайным образом.

Шаг 4.2. Создание новых агентов на базе лучшего агента $best$:

$$newWorkBee_i.x_j =$$

$$= best.x_j \pm rand \cdot (workBee_i.x_j - best.x_j).$$

Шаг 4.3. Для всех новых агентов производится корректировка полученных решений, поскольку полученные таким образом значения переменных могут выходить за пределы $[Range^{min}; Range^{max}]$.

Шаг 4.4. Рассчитывается полезность полученных решений:

$$newWorkBee_i.profitability =$$

$$= f(newWorkBee_i.x_1, \dots, newWorkBee_i.x_{OrgCnt}),$$

$$\forall i = \overline{1, B_n},$$

где B_n – количество созданных при скрещивании агентов $newWorkBee$.

Шаг 4.5. Выбирается новый лучший агент $best$.

Шаг 5. Моделирование выполнения виляющего танца. К возможному выполнению танца допускаются рабочие агенты $workBee$, агенты, созданные путём скрещивания, $newWorkBee$, лучший агент за все итерации $best$. Моделирование выполнения виляющего танца происходит в несколько этапов. В результате данного моделирования выбираются те агенты, которые за счёт выполнения танца выполнят вербовку других агентов для исследования найденного ими решения.

Шаг 5.1. Выполняется нормирование полезностей агентов, допущенных к возможности выполнения танца. При этом нормирование учитывает направление оптимизации $optOrient$.

Шаг 5.2. Добавление шумов к полученным нормированным полезностям и их корректировка:

$$np_i = \begin{cases} 1, & \text{если } np_i + w_i > 1; \\ np_i + w_i, & \text{если } e_n < np_i + w_i < 1; \\ 0, & \text{если } 0 < np_i + w_i < e_n, \end{cases}$$

где np_i – нормированная полезность i -го агента; w_i – шум в полезности. Шум равномерно распределён в пределах $(-w; +w)$. Значение w выбирается экспериментально (предлагается $w = 0, 1$), e_n – минимальный порог полезности. Минимальный порог выбирается экспериментально (предлагается $e_n = 0, 1$).

Шаг 5.3. Определение преимущества танца каждого агента.

$$L_i = \max\{np_i - \eta \cdot \overline{np}, 0\},$$

где L_i – преимущество танца i -го агента; η – коэффициент, управляющий влиянием величины \overline{np} на L_i ; \overline{np} – среднее значение нормированной полезности всех агентов, которые допущены к моделированию выполнения танца:

$$\overline{np} = \frac{1}{B_c} \sum_{i=1}^{B_c} np_i,$$

где B_c – количество агентов, допущенных к выполнению танца.

Шаг 5.4. Выбор тех агентов, которые за счёт выполнения танца выполняют вербовку других агентов для исследования найденного ими решения. Агент считается выполнившим вербовку, если

$$\frac{L_i}{\beta} > \gamma \cdot \overline{np}, \forall i = \overline{1, B_c},$$

где $\beta > 0$ – коэффициент, понижающий влияние достоинства танца на вероятность выполнения вербовки; $\gamma \in [0; 1]$ – пороговой коэффициент, определяющий, насколько выше должно быть преимущество танца данного i -го агента относительно средней полезности решений всех B_c агентов.

Шаг 6. Если требуется проводить локальную оптимизацию для найденных лучших решений, тогда выполняется локальная оптимизация с помощью указанного метода локальной оптимизации (например, метод Нелдера-Мида, Хука-Дживса, Пауэлла и т.п. [28]). В зависимости от установленных параметров локальная оптимизация выполняется либо для решений тех агентов, которые произвели вербовку, либо только для решения лучшего агента.

Шаг 7. Выбирается агент с лучшим решением *best*.

Шаг 8. Перезапуск агентов. Создаются агенты, которые будут рассматриваться как агенты-разведчики для следующей итерации.

К новым агентам-разведчикам будут относиться:

– агенты, выполнившие посредством танца вербовку, лучший агент;

– агенты, которые стали занятыми фуражирами вследствие вербовки. Поскольку такие агенты должны выполнять улучшенное изучение уже существующего источника с нектаром, то при создании решений для данных агентов должны учитываться решения завербовавших агентов. В связи с этим для завербованных агентов решение создаётся следующим образом:

$$x_j = \text{dancedBee}.x_j + \text{range} \cdot \text{rand} - \frac{\text{range}}{2}, \forall j = \overline{1, \text{OrgCnt}},$$

где *range* – это предел, в котором величина переменной может отклоняться от значения данной j -ой

переменной в решении агента, моделировавшего танец, *dancedBee*.

– агенты, решение которых создаётся случайным образом:

$$x_j = \text{rand} \cdot (\text{Range}_j^{\max} - \text{Range}_j^{\min}) + \text{Range}_j^{\min}, \\ j = \overline{1, \text{OrgCnt}}.$$

Также для всех созданных агентов рассчитывается полезность выбранного решения.

Шаг 9. Обновление динамических параметров метода:

– увеличивается количество итераций:

$$\text{iter} = \text{iter} + 1;$$

– изменяется текущая температура: $T = \alpha \cdot T$;

– изменяется предел *range*:

$$\text{range} = \text{range} \cdot \frac{\text{iter}_{\max} - \text{iter}}{\text{iter}_{\max}}.$$

Шаг 10. Проверка на останов. Проверка на останов считается успешной, если выполняется хотя бы одно из двух условий:

– достигнуто максимальное количество итераций: $\text{iter} = \text{iter}_{\max}$;

– текущая температура равна конечной температуре: $T = T_{\text{final}}$.

Если проверка на останов дала успешный результат, то выполняется переход к шагу 11, в противном случае – к шагу 3.

Шаг 11. Останов.

5. Отбор информативных признаков на основе метода пчелиной колонии

В [20] описано применение метода пчелиной колонии для решения задач, основанных на распределении ресурсов (например, транспортной задачи). В соответствии с предложенными в [20] математическими моделями поведения пчёл авторами данной статьи разработана модификация метода пчелиной колонии для отбора информативных признаков при построении классифицирующих моделей в задачах диагностики и распознавания образов по признакам, состоящая из следующих шагов.

Шаг 1. Инициализация. Задаются основные параметры метода пчелиной колонии: количество агентов B , максимальное количество итераций T_{\max} , начальное количество агентов-разведчиков Ex_{start} , ограничение максимального количества агентов-разведчиков Ex_{\max} , пороговое значение полезности s_{\min} . Также задаётся общее количество признаков M и количество признаков N , которое следует оставить. После чего создаётся пространство поиска порядка $N \times M$.

Шаг 2. Запуск разведчиков. Разведчики случайным образом размещаются в пространстве поиска. При этом выбранное расположение (точка в про-

странстве поиска) должно быть таким, чтобы не было одинаковых значений координат.

Шаг 3. Отправка занятых фуражиров. Занятые фуражиры прикреплены к определённым источникам ресурса. Начальное значение занятых фуражиров $B_e = 0$, поскольку в начале работы метода ещё нет источников ресурсов, за которыми могут быть закреплены занятые фуражиры.

Полезность пребывания агента в источнике h на итерации t , при условии, что в этом источнике находится x_h агентов, рассчитывается по формуле:

$$s_h(t) = \frac{a_h}{x_h(t)}, h = \overline{1, N \times M},$$

где a_h – количество полезного вещества, вырабатываемое источником, в единицу времени. Количество полезного вещества a_h определяется после составления модели на основе положения соответствующего источника. В аспекте задачи отбора признаков количество полезного вещества a_h предлагается рассчитывать как обратное значение ошибки модели ϵ_h :

$$a_h = \frac{E}{\epsilon_h},$$

где E – коэффициент, понижающий степень влияния ошибки ϵ_h .

Если полезность пребывания $s_h(t)$ достигает порогового значения ($s_h < s_{min}$), то агент помещается в близлежащую точку от точки h пространства поиска. Новое положение определяется путём изменения значения одной из координат текущего положения агента:

$$z_r = z_r + k \cdot \Delta z,$$

где z_r – координата, которая меняется; r – случайным образом выбранный номер координаты для изменения; k – коэффициент, определяющий направление изменения значения координаты, может быть равен $+1$ или -1 ; Δz – предел, в котором может изменяться переменная.

За счёт этого выполняется исследование области, в которой находится ранее выявленный источник ресурсов.

Шаг 4. Расчёт полезности полученного ресурса. Суммарная полезность фуражировки занятого фуражира или разведчика i рассчитывается по формуле:

$$F^i(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } J_f(h^i(t)) + w_f^i(t) > 1; \\ J_f(h^i(t)) + w_f^i(t), & \text{если } e_n < J_f(h^i(t)) + w_f^i(t) < 1; \\ 0, & \text{если } 0 < J_f(h^i(t)) + w_f^i(t) < e_n, \end{cases}$$

где $F^i(t)$ – полезность фуражировки i -го агента; $w_f^i(t)$ – шум в суммарной полезности. Шум равномерно распределён в пределах $(-w_f; +w_f)$. Значение

w_f выбирается экспериментально (предлагается $w_f = 0,1$), e_n – минимальный порог полезности. Минимальный порог выбирается экспериментально (предлагается $e_n = 0,1$); $J_f(h^i(t))$ – полезность источника h^i , в котором побывал i -ый агент на итерации t . Полезность источника h предлагается рассчитывать по формуле:

$$J_f(h) = \frac{\epsilon^*}{\epsilon_h},$$

где ϵ^* – заданная (требуемая) точность решения.

Полезность незанятых фуражиров и отдыхающих полагается 0: $F^i(t) = 0$.

Шаг 5. Выбор лучшего результата и проверка, достигается ли заданная точность ϵ^* . Если точность достигается, то выполняется переход к шагу 9, в противном случае – переход к шагу 6.

Шаг 6. Моделирование выполнения танца, за счёт чего достигается обмен информацией. Каждый агент принимает решение выполнять или не выполнять танец. При этом вероятность выполнения виляющего танца i -ым агентом на итерации t рассчитывается по формуле:

$$p(i,t) = \frac{1}{\beta} L_f^i(t),$$

где $\beta > 0$ – коэффициент, понижающий влияние преимущества пути на вероятность выполнения танца; $L_f^i(t)$ – достоинство танца i -го агента на итерации t . $L_f^i(t)$ рассчитывается по формуле:

$$L_f^i(t) = \max\{F^i(t) - \alpha \bar{F}(t), 0\},$$

где $\bar{F}(t)$ – среднее значение полезности всех источников; α – коэффициент, управляющий влиянием величины $\bar{F}(t)$ на $L_f^i(t)$.

Шаг 7. Выделение новых разведчиков и вербовка. Каждый незанятый фуражир может стать разведчиком или последовать за другим агентом.

Вероятность того, что незанятый фуражир станет разведчиком, рассчитывается по формуле:

$$p_e(t) = \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{L_i^2(t)}{\sigma^2}\right),$$

где σ – коэффициент, который необходим для моделирования поведения фуражировки; $L_i(t)$ – сумма преимущества танцев разных агентов:

$$L_i(t) = \sum_{j=1}^B L_f^j(t).$$

Кроме того, незанятый фуражир может быть подвергнут вербовке, то есть последовать за i -ым агентом. Вероятность того, что незанятый фуражир последует за i -ым агентом, предлагается рассчитывать по формуле:

$$p_i(t) = \frac{L_f^i(t)}{\sum_{j=1, j \neq i}^B L_f^j(t)}.$$

Шаг 8. Увеличивается счётчик итераций: $t = t + 1$. Если $t < T_{max}$, то выполнить переход к шагу 2, в противном случае – переход к шагу 9.

Шаг 9. Останов.

6. Эксперименты и результаты

На основе предложенных модификаций метода пчелиной колонии для оптимизации многомерной функции и решения задачи отбора информативных признаков было разработано программное обеспечение на языке пакета Matlab 7.0.

С помощью созданного программного обеспечения проводились эксперименты по нахождению оптимального значения тестовых многомерных функций с целью проверки эффективности применения метода пчелиной колонии к оптимизации многомерной функции. В экспериментах применялись тестовые функции, представленные в табл. 1. Также в табл. 1 представлены результаты, полученные с помощью разработанного программного обеспечения.

Основным свойством предложенных тестовых функций является полимодальность, то есть большое количество локальных оптимумов, что позволяло проверить, склонен ли предложенный метод

к закликиванию в локальных оптимумах. Также важной особенностью некоторых тестовых функций является сложность дифференцируемости.

Графики тестовых функций представлены на рис. 1–4.

Результаты работы разработанного программного обеспечения для соответствующих функций представлены на рис. 5, 6, 7 и 8.

Для проведения экспериментов были выбраны следующие значения настраиваемых параметров: $B_s = 20$, $\alpha = 0,99$, $T_{init} = 30$, $T_{final} = 10$, $iter_{max} = 100$.

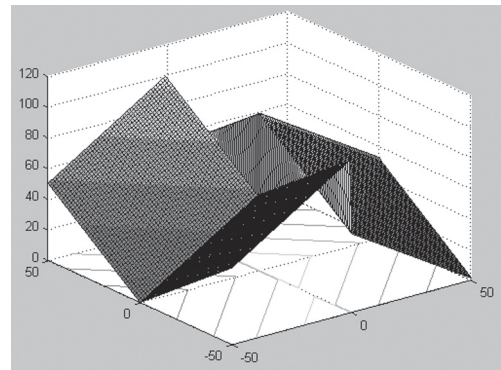


Рис.1. График тестовой функции f_1

Таблица 1

Тестовые функции и найденные для них оптимумы

Функция	Фактический оптимум	Полученный оптимум
$f_1 = p(x_2) \cdot (1 + p(x_1)) + x_1 + 50p(x_2)(1 - 2p(x_1)) + x_2 + 50p(x_2)(1 - 2p(x_2)) ,$ <p>где $p(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$</p> $-50 \leq x_1 \leq 50;$ $-50 \leq x_2 \leq 50.$	<p>min:</p> $f_1^*(0; -50) = 0$	$x_1 = 0,000513$ $x_2 = -50$ $f_1 = 0,000958$
$f_2 = \sum_{i=1}^n x_i \cdot \sin(x_i) + 0,1 \cdot x_i ,$ $n = 2$ $-5 \leq x_1 \leq 5;$ $-5 \leq x_2 \leq 5.$	<p>min:</p> $f_2^*(0; 0) = 0$	$x_1 = 0,000952$ $x_2 = 0,000863$ $f_2 = 0,0001831$
$f_3 = 20 + e - 20 \exp\left(-0,2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right),$ $n = 2$ $-5 \leq x_1 \leq 5;$ $-5 \leq x_2 \leq 5.$	<p>min:</p> $f_3^*(0; 0) = 0$	$x_1 = 0,0001065$ $x_2 = 1,33 \cdot 10^{-5}$ $f_3 = 0,0003039$
$f_4 = 21,5 + x_1 \cdot \sin(4\pi x_1) + x_2 \cdot \sin(20\pi x_2)$ $-3 \leq x_1 \leq 12,1;$ $-4 \leq x_2 \leq 5,8.$	<p>max:</p> $f_4^*(11,63; 5,725) = 38,8503$	$x_1 = 11,63$ $x_2 = 5,725$ $f_4 = 38,8503$

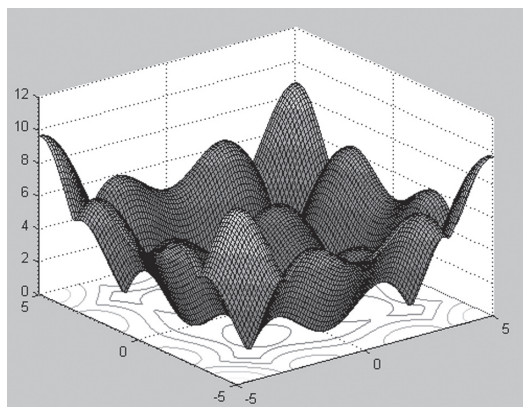


Рис. 2. График тестовой функции f_2

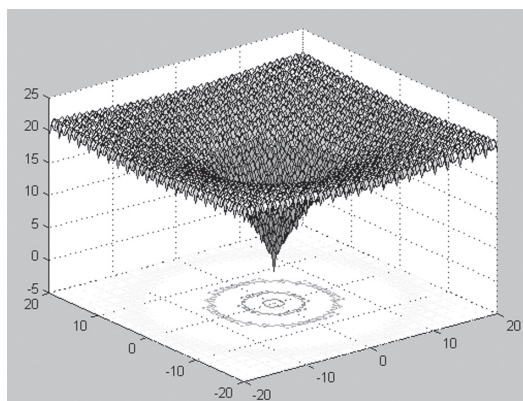


Рис. 3. График тестовой функции f_3

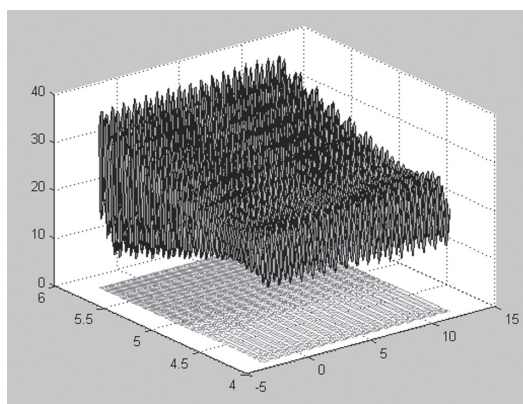


Рис. 4. График тестовой функции f_4

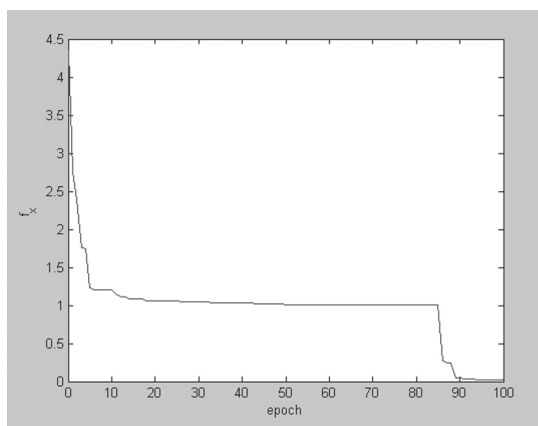


Рис. 5. Результаты работы программы при оптимизации тестовой функции f_1

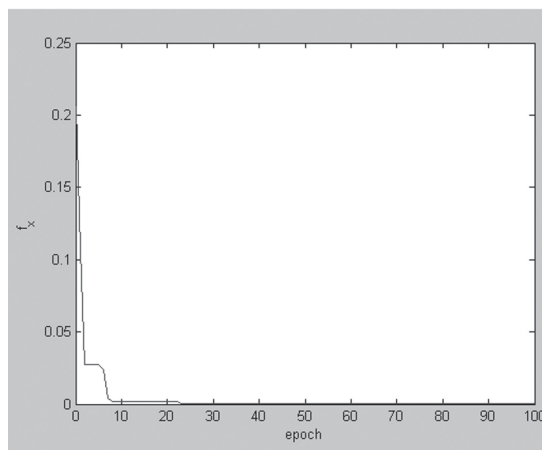


Рис. 6. Результаты работы программы при оптимизации тестовой функции f_2

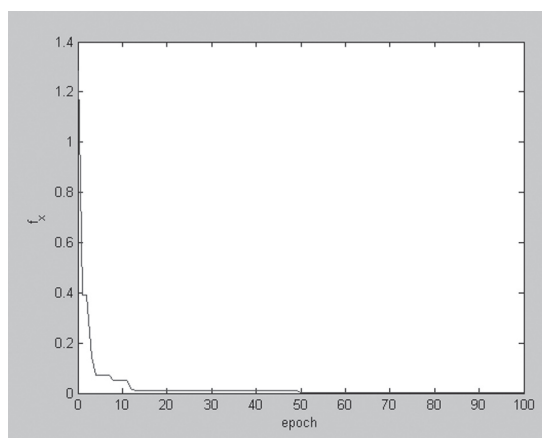


Рис. 7. Результаты работы программы при оптимизации тестовой функции f_3

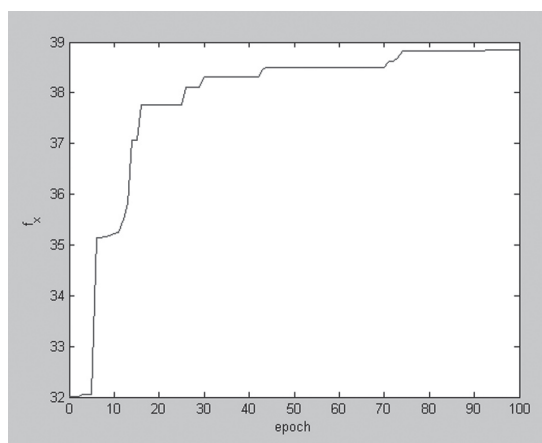


Рис. 8. Результаты работы программы при оптимизации тестовой функции f_4

Как видно из рисунков, оптимальное значение функции предложенный метод пчелиной колонии находит на 20–40 итерации, что свидетельствует о достаточно быстро сходимости метода. При этом – отклонение полученных решений относительно действительных оптимумов составило: 0,00096; 0,00018; 0,0003 и 0 для тестовых функций f_1 , f_2 , f_3 и f_4 соответственно.

Выводы

В данной работе исследован один из мультиагентных методов интеллектуальной оптимизации — метод пчелиной колонии.

Исходя из того, что метод пчелиной колонии может применяться для решения как дискретных, так и непрерывных задач оптимизации, было принято решение метод пчелиной колонии применить к решению актуальных задач: многомерной оптимизации и отбора информативных признаков. Были предложены соответствующие модификации метода пчелиной колонии, использующие основные преимущества метода пчелиной колонии, и имеющие некоторые особенности, например, применение процедуры имитации отжига и выполнение скрещивания, что позволяет улучшить процесс поиска оптимальных значений. Таким образом, была расширена область применения метода пчелиной колонии.

На основании полученных экспериментальных результатов можно сделать вывод, что применение метода пчелиной колонии является эффективным, поскольку найденные оптимальные значения тестовых функций адекватны реальным оптимальным значениям соответствующих тестовых функций.

Список литературы: 1. Beni G., Wang J. Swarm Intelligence // Annual Meeting of the Robotics Society: Proceedings of Seventh International Conference. — Tokyo: RSJ Press, 1989. — P. 425–428. 2. Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G. Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. — New York: Oxford University Press, 1999. — 320 p. 3. Dorigo M., Maniezzo V., Colomi A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1996. — Part B, №26(1). — P. 29–41. 4. Олейник А.А. Сравнительный анализ методов оптимизации на основе метода муравьиных колоний // Компьютерне моделювання та інтелектуальні системи: Зб. наук. праць / За ред. Д.М. Пізи, С.О. Субботіна. — Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. — С. 147–159. 5. Sumpter D.J.T., Broomhead D.S. Formalising the Link between Worker and Society in Honey Bee Colonies // Lecture Notes In Computer Science: Proceedings of the First International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation. — MABS '98 LNAI, 1998. — P. 95–110. 6. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization // International Conference on Neural Networks: Proceedings. — NJ: IEEE, 1995. — Vol 4. — P. 1942–1948. 7. De Castro L.N., Von Zuben F.J. Artificial Immune Systems. Part I. Basic Theory And Applications. — Technical Report No. Rt Dca 01/99. — Brazil: Feec/Unicamp, 1999. — 95 p. 8. Gambardella L. M., Dorigo M. Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies // Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96). — NJ: IEEE Press, 1996. — P. 622–627. 9. Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V., Trubian M. Ant system for job-shop scheduling // Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science (JORBEL). — 1994. — №34. — P. 39–53. 10. Субботин С.А., Олейник А.А., Яценко В.К. Отбор информативных признаков на основе модифицированного метода муравьиных колоний // Радіоелектроніка та інфор-

матика. — 2006. — № 1. — С. 65–69. 11. Subbotin S., Oleynik A. Modifications of Ant Colony Optimization Method for Feature Selection // The experience of designing and application of CAD systems in Microelectronics: Proceedings of the IX International Conference CADSM—2007 (20–24 February 2007). — Lviv: Publishing house of Lviv Polytechnic, 2007. — P. 493–494. 12. Субботин С.А., Олейник А.А. Кластер-анализ на основе мультиагентного подхода // Автоматика-2007: Тези доповідей чотирнадцятої міжнародної наук.-техн.конф. (10–14 вересня 2007 р.). — Севастополь: СТУЯЕП, 2007. — С. 50–53. 13. Maniezzo V., Colomi A., Dorigo M. The ant system applied to the quadratic assignment problem. — Bruxelles: Universite Libre de Bruxelles, 1994. — 24 p. 14. Bullnheimer B., Hartl R.F., Strauss C. An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem. — Vienna: Institute of Management Science, University of Vienna, 1997. — 28 p. 15. Costa D., Hertz A. Ants can colour graphs // Journal of the Operational Research Society. — 1997. — №48. — P. 295–305. 16. Chong S.C., Low M.Y.H. A Bee Colony Optimization Algorithm to Job Shop Scheduling // Winter Simulation Conference: Proceedings of the 38th conference on Winter simulation. — Monterey: Monterey Press, 2006. — P. 1954–1961. 17. Lucic P., Teodorovic D. Bee System: Modeling Combinatorial Optimization Transportation Engineering Problems by Swarm Intelligence // Transportation Analysis: Proceedings of the Triennial Symposium TRISTAN IV. — Sao Miguel: Azores Press, 2001. — P. 441–445. 18. Teodorovic D., Dell'Orco M. Bee Colony Optimization — a Cooperative Learning Approach to Complex Transportation Problems // Advanced OR and AI Methods in Transportation: Proceedings of 16th Mini—EURO Conference and 10th Meeting of EWGT (13–16 September 2005). — Poznan: Publishing House of the Polish Operational and System Research, 2005. — P. 51–60. 19. Nakrani S., Tovey C. On Honey Bees and dynamic allocation in an internet server colony // Adaptive Behavior. — 2004. — №12. — P. 223–240. 20. Quijano N., Passino K.M. Honey Bee Social Foraging Algorithms for Resource Allocation: Theory and Application. — Columbus: Publishing house of the Ohio State University, 2007. — 39 p. 21. Parunak H.V.D. “Go to the ant”: Engineering principles from natural multi-agent systems // Annals of Operation Research — 1997. — №75. — P. 69–101. 22. Gasser L., Hill R.W. Coordinated problem solvers // Annual Review of Computer Science, — 1990. — №4. — P. 203–253. 23. Bonabeau E., Theraulaz G., Deneubourg J.L., Aron S., Camazine S. Self-organization in social insects // Trends in Ecology and Evolution. — №12(50). — 1997. — P. 188–193. 24. Downing H.A., Jeanne R.L. Nest construction by the paperwasp Polistes: a test of stigmergy theory // Animal Behaviour. — №36. — 1988. — P. 1729–1739. 25. Wojtusiak J., Godzinska E.J., Dejean A. Capture and retrieval of very large prey by workers of the African weaver ant *Oecophylla longinoda* (Latreille) // 12th congress of the international union for the study of social insects, Paris, Sorbonne, 21–27 August 1994. — Paris: Universite Paris Nord, 1994. — P. 548. 26. Gordon D.M. Dynamics of task switching in harvester ants // Animal Behaviour. — №38. — 1989. — P. 194–204. 27. Seeley T.D. The Wisdom of the Hive. — Cambridge: Harvard University Press, 1995. — 265 p. 28. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: Навч. посіб. — Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. — 136 с.

Поступила в редколлегию 12.05.2008