

Э.В. Кулиев, М.П. Кривенко, М.М. Семенова, С.В. Игнатьева

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДСИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ
РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ БИОЛОГИЧЕСКИ ПРАВДОПОДОБНЫХ
АЛГОРИТМОВ САМООРГАНИЗАЦИИ***

Рассматриваются основные понятия и определения систем поддержки принятия решений на основе самоорганизации. Системы поддержки принятия решений (Decision Support Systems) относятся к кругу интерактивных компьютерных систем, которые помогают использовать данные, модели и знания для решения частично структурированных, неструктурированных или неструктурированных проблем. Показана и описана схема базовой структуры системы поддержки принятия решений. Рассмотрены три основных компонента Decision Support Systems, а также описан случай, когда может быть применен четвертый компонент системы поддержки принятия решений – система управления, основанная на знаниях. В статье предложено описание интеллектуальной системы поддержки принятия решений. Примеры специализированных интеллектуальных систем поддержки принятия решений включают в себя интеллектуальные системы поддержки принятия маркетинговых решений и системы медицинской диагностики, гибкие производственные системы. Проблемы, связанные с принятием оптимальных решений, занимают важное место в автоматизированном проектировании и требуют совершенствования методов и средств поддержки процессов оптимального проектирования на различных этапах. Рассмотрены алгоритмы самоорганизации, вдохновленные живой природой. Биоинспирированные алгоритмы являются представительским классом алгоритмов самоорганизации. Биоиндохновенные вычисления имитируют природу и используют основные концепции и поведение этих систем для решения сложных проблем. В статье описан алгоритм летучих мышей. Проведен экспериментальный анализ процесса применения алгоритма самоорганизации в системах принятия решений.

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений; искусственный интеллект; биоинспирированные алгоритмы; алгоритм стаи обезьян; алгоритм стаи летучих мышей.

E.V. Kuliev, M.P. Krivenko, M.M. Semenova, S.V. Ignatieva

**INTELLIGENT SUBSYSTEM FOR DECISION SUPPORT BASED ON
BIOLOGICALLY PLAUSIBLE ALGORITHMS FOR SELF-ORGANIZATION**

The article discusses the basic concepts and definitions of decision support systems based on self-organization. Decision Support Systems refers to a range of interactive computer systems that help to use data, models, and knowledge to solve semi-structured, unstructured, or unstructured problems. The diagram of the basic structure of the decision support system is shown and described. Three main components of Decision Support Systems are considered, and a case is described when the fourth component of a decision support system - a knowledge-based management system - can be applied. The article offers a description of an intelligent decision support system. Examples of specialized intelligent decision support systems include intelligent marketing decision support systems and medical diagnostics systems, flexible manufacturing systems. The problems associated with making optimal decisions occupy an important place in computer-aided design and require improving methods and means of supporting optimal design processes at various stages. Self-organization algorithms inspired by wildlife are considered. Bioinspired algorithms are a representative class of self-organization algorithms. Bio-inspired computing mimics nature and uses the underlying concepts and behavior of these systems to solve complex problems. The article describes the algorithm for bats. An experimental analysis of the process of applying the self-organization algorithm in decision-making systems is carried out.

Intelligent decision support systems; artificial intelligence; bioinspired algorithms; monkey flock algorithm; bat flock algorithm.

* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-07-00099 и № 19-01-00648.

Введение. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений могут трансформировать процесс принятия решений человеком, объединяя исследования в области искусственного интеллекта, информационных технологий и системного проектирования. Методы искусственного интеллекта оказывают вычислительную помощь людям в практическом применении. Исследователи сравнивают человеческий и искусственный интеллект, исследуют вычислительный интеллект, представляют прагматические системы и обсуждают будущие тенденции.

Принятие решений – это фундаментальный процесс, который лежит в основе нашего взаимодействия с миром [1]. Известно, что люди принимают как хорошие решения, так и плохие. Исследователи обсуждают наиболее эффективный способ помочь людям в принятии «хорошего» решения. Один из способов охарактеризовать решения – классифицировать решения как структурированные, полуструктурированные или неструктурированные. Структурированные решения проблем, имеют известное оптимальное решение и, таким образом, не требуют поддержки принятия решений. Например, решение на кратчайшем маршруте между двумя точками может быть решено аналитически с точным решением. Проблемы неструктурированного решения не имеют согласованных критериев или решений и полагаются на предпочтения принимающего решения. Между этими двумя типами проблем существует широкий спектр полуструктурированных проблем, которые обычно имеют некоторые согласованные параметры и в то же время требуют участия человека. Полуструктурированные проблемы принятия решений поддаются поддержке принятия решений, что требует сочетание взаимодействия с пользователем и аналитических методов для разработки альтернатив на основе критериев и оптимальных решений. Когда методы искусственного интеллекта (ИИ) используются при разработке альтернатив полученная система называется интеллектуальной системой поддержки (IDSS).

Системы поддержки принятия решений. Процесс принятия решений – это сочетание навыков, личной интуиции, творческих способностей и суждений, приобретенных на основе опыта и взаимодействия с окружающей средой, а не строго дисциплинированного процесса. В течение долгого времени человека с такими навыками, принимающего решения, было бы достаточно для принятия решений для небольшой компании или организации. В настоящее время, с увеличением огромного количества собранных данных и огромного количества поступающей информации, человеку необходимо «поддерживать» компьютеризированные системы, чтобы справиться с новыми поставленными задачами и не отставать от конкурентов.

Системы поддержки принятия решений (Decision Support Systems (DSS)) относятся к широкому кругу интерактивных компьютерных систем, которые помогают лицам, принимающим решения, использовать данные, модели и знания для решения частично структурированных, неструктурированных или неструктурированных проблем [1–3]. Все современные DSS должны обрабатывать и учитывать огромное количество входных данных, собранных с мест. Это случай исследуемой веб-службы DSS. Лицо, принимающее решение является частью системы, поэтому DSS включает в себя возможности, позволяющие лицу, принимающему решение, выполнить одно или несколько действий ввода выбора, запроса системы, детализации объяснений, анализа выходных данных и вообще взаимодействовать с вычислительным устройством. Поскольку большинство DSS разработаны для решения конкретной проблемы или общего класса проблем, есть много типов DSS, специализированных для различных типов пользователей и проблем. DSS также может быть предназначен для одного или нескольких лиц, принимающих решения, и может использоваться для поддержки решений, которые варьируются от

управленческого до творческого решения проблем. Разные термины были прикреплены к DSS, включая Expert Systems, Group DSS, Collaborative DSS, Адаптивные DSS, Клинические DSS, Системы поддержки руководителя, Интеллектуальный DSS и т. д. Однопользовательские DSS, как правило, основаны на процессе Саймона, принимающие решения и имеют компоненты для ввода (интеллект), обработки (дизайн) и вывода результата [1]. Групповые или совместные DSS находятся на ранней стадии разработки, так как теории совместного принятия решений среди людей все еще появляются. Точно так же, DSS для поддержки инноваций и генерации идей появляются вместе с теориями человека для творческого процесса.

Схема базовой структуры DSS показана на рис. 1 и включает в себя лицо, принимающее решения, как часть системы.

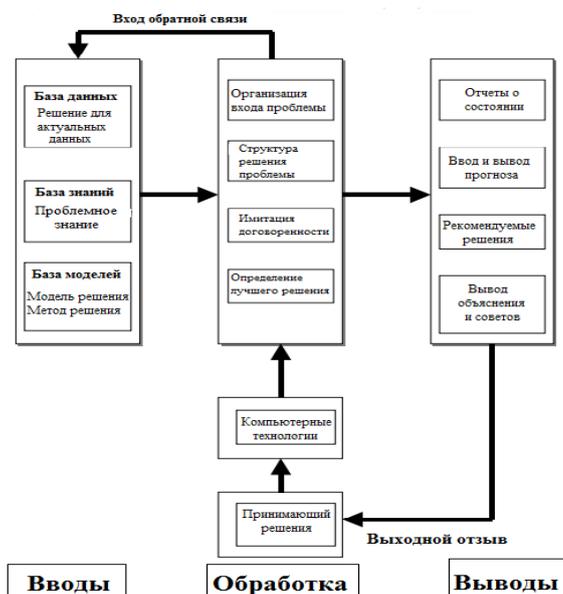


Рис. 1. Структура системы поддержки принятия решений

Входные данные включают в себя базу данных, базу знаний и модель базы. База данных содержит данные, относящиеся к решению проблемы, а база знаний может включать, например, руководство по выбору альтернатив [2].

Модельная база содержит формальные модели, алгоритмы и методологии для разработки результатов.

Обработка включает в себя использование модели принятия решений для моделирования или изучения различных состояний и поиска наилучшего решения в рамках ограничения [4]. Обратная связь от обработки может предоставить дополнительные входные данные, которые могут быть обновлены в режиме реального времени, чтобы улучшить решение проблемы. Результат может генерировать прогнозы и объяснения обосновать рекомендации и дать совет. Результаты предоставляются лицу, принимающему решение, которое может взаимодействовать с системой для предоставления дополнительной информации или запроса результатов.

Совсем недавно термин «поддержка принятия решений» был расширен и теперь включает другие решения, таких как системы управления знаниями, бизнес-интеллект и аналитика. Данные системы могут включать или не включать в себя взаимодействие с лицом, принимающим решения. Данные функции часто используются для расширения возможности выбора этих решений, например, для агреги-

рования широко рассредоточенных данных и получения наблюдений из больших распределенных наборов данных, называемых «большими данными». Такие системы могут включать в себя такие функции, как персонализация для предпочтений лица, принимающего решения, или даже подражать принятию решений человеком. Они предлагают новые мощные инструменты для решения очень сложных проблем и новые тенденции на будущее.

Применение искусственного интеллекта для принятия решений, безусловно, не ново. Последние достижения сделали методы искусственного интеллекта доступными для более широкой аудитории. Это видно по увеличению количества приложений в таких областях, как интеллектуальные системы поддержки принятия решений. Ведущие профессиональные организации искусственного интеллекта признают текущие усилия в «сосредоточении внимания на проблемах, а не на молотках» [5].

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений. Система поддержки принятия решений (DSS) определяется как интерактивная компьютерная информационная система, предназначенная для помощи пользователям в принятии решений путем извлечения, обобщения и анализа данных, важных для принятия решений. Три основных компонента DSS: система управления базами данных, система управления базой моделей и система создания диалогов и управления ими. Чтобы обеспечить интеллект для трех компонентов DSS, может быть включен дополнительный четвертый компонент, система управления, основанная на знаниях (KMS) (например, экспертная система). Экспертные системы (ЭС) в основном собирают и организуют знания о конкретных задачах, полученные от экспертов (опыт), в компьютерную программу. Пользователи могут дать конкретные советы по решению проблемы, вспомнив накопленные экспертные знания. DSS с KMS называется DSS, основанным на знаниях, или интеллектуальным DSS (IDSS).

Интеллектуальная система поддержки принятия решений (IDSS) [1, 6–8] – система поддержки принятия решений, которая широко использует методы искусственного интеллекта (ИИ). Примеры специализированных интеллектуальных систем поддержки принятия решений включают в себя интеллектуальные системы поддержки принятия маркетинговых решений и системы медицинской диагностики, гибкие производственные системы (FMS) [5].

Гибкие производственные системы (FMS) используют компьютеры и общие ресурсы (такие как роботы, машины и автоматизированные управляемые транспортные средства) для автоматического производства продуктов [9]. Из-за конкуренции разделяемых ресурсов в FMS могут быть некоторые процессы, которые после запуска не могут быть завершены, то есть тупиковые ситуации [1]. Следовательно, следует гарантировать, что в FMS не возникнет тупиковых ситуаций; другими словами, все рабочие процессы должны быть живыми. Обычно свойство живучести FMS может быть проверено путем анализа их моделей (таких как сети Петри) перед использованием. Поскольку сложность модели будет увеличиваться с увеличением гибкости рабочего цеха (альтернативные машины, альтернативные последовательности операций и полная гибкость маршрутизации), соответственно увеличится и работа по выявлению живучести FMS.

В настоящее время существует две категории методов проверки жизнеспособности: одна категория основана на классическом анализе перебора состояний сетей Петри, который экспоненциально растет с размером сети [8]; другой основан на стандартизированных инструментах смешанного целочисленного программирования (MIP), который первоначально был предложен Чу и Се и более эффективен, чем первый.

Исследования в области ИИ, направленные на то, чтобы дать возможность системам реагировать на новизну и неопределенность более гибкими способами, начинают использоваться в IDSS. Например, интеллектуальные агенты, которые выполняют сложные когнитивные задачи без необходимости вмешательства человека, использовались в ряде приложений для поддержки принятия решений. Возможности этих интеллектуальных агентов включают обмен знаниями, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных и автоматический вывод. Ряд методов искусственного интеллекта, таких как рассуждения на основе случая, методов самоорганизации и нечеткая логика, также использовались, чтобы позволить системам поддержки принятия решений лучше работать в неопределенных условиях.

Постановка задачи. Проблемы, связанные с принятием оптимальных решений, занимают важное место в автоматизированном проектировании и требуют совершенствования методов и средств поддержки процессов оптимального проектирования на различных этапах.

Организация процедур поиска оптимальных решений в современных системах автоматизированного проектирования осложняется неполнотой априорного математического описания проектируемых объектов, что проявляется при проектировании сложных систем [6].

При оптимальном проектировании технического объекта его математическая модель (ММ) представляет формализованное описание критерия качества, обеспечивающего выполнение заданных функций, предъявляемых требований и др.

Задача параметрической оптимизации схмотехнического решения заключается в нахождении таких внутренних параметров схемы, при которых выходные параметры имели бы заданные характеристики, а элементы схемы и способ их соединения оставались бы неизменными.

Пусть в проектируемом объекте имеется n управляемых параметров, образующих вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Обозначим целевую функцию через $F(X)$, а область ее определения – через XO . Вектор X определяет координаты точки в области определения XO . Если элементы вектора X принимают только дискретные значения, то XO является дискретным множеством точек и задача оптимизации относится к области дискретного программирования.

Цель алгоритмов решения задачи параметрической оптимизации – определить такой вектор управляющих параметров, при котором заданная целевая функция принимает минимальное значение.

Основная проблема постановки задачи заключается в формулировке целевой функции [2]. Сложность выбора целевой функции (функции качества) состоит в том, что любой технический объект первоначально имеет векторный характер критериев оптимальности, причем улучшение одного из выходных параметров, как правило, приводит к ухудшению другого, так как все выходные параметры являются функциями одних и тех же управляемых параметров и не могут изменяться независимо друг от друга. Такие выходные параметры называют конфликтными параметрами

В процессе разработки математической модели необходимо определить параметры объекта, оказывающие влияние на критерий оптимальности. Далее определяются параметрические, дискретизирующие и функциональные ограничения, накладываемые на параметры технического объекта.

Параметрическими называют ограничения следующего вида: $x'_i \leq x_i \leq x''_i$, где x_i – i -ый параметр объекта; x'_i и x''_i – соответственно \min и \max значения i -го параметра.

Дискретизирующие ограничения имеют вид: $x_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm}\}$, где x_j – j-ый параметр технического объекта; x_{jk} – допустимые значения j-го параметра ($k=1, 2, \dots, m$). Такие ограничения накладываются на значения параметров либо в связи с их физической сущностью.

Функциональные ограничения, накладываемые на параметры объектов, представляются собой условия связи их значений. Эти ограничения имеют вид: $g_i(x) \leq 0$; $g_j(x) = 0$; $g_k(x) < 0$.

Функциональными ограничениями при оптимальном проектировании технического объекта могут быть условия прочности, жесткости, устойчивости. Эти условия обеспечивают желаемые значения тех или иных технических характеристик [5].

Биологически правдоподобные алгоритмы самоорганизации. Самоорганизация относится к процессу, когда свойство системы возникает в результате простого и локального взаимодействия большого числа компонентов. Примеры включают морфологическое развитие и регенерацию многоклеточных биологических организмов, создание путей и распределение задач у социальных насекомых и так далее. Самое главное, что эти системы не спроектированы и не управляются нисходящим способом какой-либо внешней сущностью, такой как агент или шаблон. Вместо этого они основаны на внутренних восходящих механизмах [9–11].

Эти восходящие самоорганизующиеся механизмы интересны с инженерной точки зрения, поскольку они часто позволяют повысить надежность и масштабируемость систем по сравнению с центральным управлением, а также значительно упростить компоненты системы, снижая стоимость развертывания. Кроме того, центральный или иерархический контроль часто просто невозможен из-за внутренней децентрализации системы.

Биоинспирированные алгоритмы являются представительским классом алгоритмов самоорганизации. Био вдохновленные вычисления имитируют природу и используют основные концепции и поведение этих систем для решения сложных проблем. ГА вдохновлен эволюцией, нейронными сетями из мозга, искусственными иммунными системами из иммунной системы, возникающими системами из муравьев и пчел, рендерингом (компьютерная графика) из шаблонов и рендеринга шкур животных, перьев птиц, раковин моллюсков и колоний бактерий, а также клеточные автоматы

Био вдохновленные решения по оптимизации имеют ряд преимуществ, таких как масштабируемость, отказоустойчивость, адаптация, скорость, модульность, автономность и параллелизм, что делает их работу более эффективной по сравнению с традиционными решениями во многих подходах к решению проблем. Однако, эти алгоритмы имеют несколько ограничений, таких как структура алгоритма, оптимальный баланс между разведкой и эксплуатацией, наилучшими показателями производительности в отношении того, как найти лучший алгоритм, автоматической настройкой параметров среди других. Таким образом, есть еще возможности для их улучшения, исследуя больше природы, чтобы разработать саморазвивающийся алгоритм, который может автоматически настраивать его поведение для решения сложных проблем [12].

Самоорганизация, основанная на алгоритмах, вдохновленных живой природой обычно основана на общих принципах, взятых из мира природы, которые могут быть составлены и переведены в алгоритмы.

Следует заметить, что в процессе решения задачи диспетчеризации установленной длины применение биоинспирированных стратегий помогает повысить разнообразие генетического материала популяций, при этом, увеличивая скорость схождения к глобальному оптимуму. Определяющими для эффективности реали-

зации алгоритма являются: размер популяции, нормы и тип генетических операций, оптимальный выбор весового коэффициента Q , применение которых обеспечивает появление в популяции оптимальных вариантов потомков, разнообразие их оптимальных частей и схождение популяции к оптимальному (квазиоптимальному) варианту.

В качестве биоинспирированных алгоритмов, которые можно было бы применить в системах интеллектуального принятия решений, рассмотрим алгоритм стаи летучих мышей. А также сравним со стандартным поиском решений в системах интеллектуального анализа данных [2].

Алгоритм стаи летучих мышей. Алгоритмы, вдохновленные природой, привлекают многих исследователей со всего мира для решения самых сложных задач оптимизации. Один из новейших членов этого обширного семейства - алгоритм летучей мыши.

Алгоритм оптимизации летучих мышей (ВА) [13] основан на биологии и представляет собой эвристический метод решения сложных задач оптимизации. Он представляет собой попытку смоделировать поведение летучих мышей при охоте на добычу, и алгоритм был представлен Янгом (X.-Sh. Yang). ВА оказался более мощным, чем оптимизация роя частиц и генетические алгоритмы, благодаря надежным функциям управления параметрами и возможности настройки частоты. Алгоритм стаи летучих мышей показывает хорошие результаты для многих задач оптимизации. К. Келкович и Д. Грела (K. Kielkiewicz and D. Grela) использовали ВА для задач нелинейной оптимизации [16].

Алгоритм летучей мыши – это инновационный метод, доказавший, что он дает лучшее решение, чем многие популярные традиционные и эвристические алгоритмы для решения сложных инженерных задач. ВА основан на эхолокации летучих мышей.

Одно из творений животной жизни, изучаемое многими зоологами – это эхолокация (или биологический сонар) летучих мышей. Есть несколько других групп животных, которые также обладают способностью к эхо-позиционированию, такие как птицы (южноамериканские нефтяные птицы и юго-восточные азиатские свифтеллы), киты, дельфины и мелкие насекомые, но это очень редко. Такое поведение летучих мышей начал изучать Лаззаро Спалланцани в 1794 г. Затем термин «эхолокация» был введен Дональдом Гриффином в 1944 году, когда летучие мыши излучали звук с эхом, превышающим частоту человеческого слуха, и использовали его для общего наведения в темноте и поиска добычи ночью с помощью эхолокации, летучие мыши излучают ультразвук. импульсы либо с измененной частотой (FM), либо с фиксированной частотой (CF), а иногда и с их комбинацией. Тональные сигналы, производимые в гортани (некоторые летучие мыши используют язык), излучаются короткими импульсами через рот или жабры. Шуга в 1990 описал, что отраженные звуки находились в состоянии доплеровского давления или преобразования, в результате чего принимаемый резонанс имел более высокую частоту, чем создаваемый ранее звук. Летучие мыши могут определять объект и расстояние, измеряя модифицированное время отражения эха.

Когда летучие мыши начинают искать добычу на этапе исследования, они излучают импульсы с низкой частотой около 10 Гц. Во время фазы приближения, когда летучие мыши обнаруживают добычу и приближаются к ней, импульсы должны быть короче, чтобы предотвратить помехи. Более короткие импульсы вызывают уменьшение времени между импульсом и эхом. Также в этот момент частота пульса постепенно увеличивается до 200 ударов в секунду, поскольку летучие мыши продолжают обновлять место добычи. Шуга утверждает, что частота излучения импульсов увеличивается, потому что летучим мышам необходимо подавать

больше сигналов, чтобы точно следовать за добычей, поскольку угловое положение добычи изменяется быстрее из-за более близкого расстояния между летучей мышью и объектом. На последнем этапе (заключительный этап) частота излучаемых импульсов увеличивается более чем на 200 Гц, а скорость излучения импульсов увеличивается всего за небольшую долю миллисекунды, задолго до того, как добыча будет поймана. У колонии летучих мышей есть два эксклюзивных подхода, чтобы избежать столкновения друг с другом при эхолокации. Это поведение в основном относится к типам летучих мышей-вампиров, таким как срыгивание кровью от успешных летучих мышей, чтобы скормить их бесполезному члену в колонии, как ответ на тщательно сбалансированный энергетический бюджет каждого члена колонии. Вилкиусон обнаружил в 1988 г., что выживающее альтруистическое поведение растет у выживших, так что его приспособленность относительно высока к невосприимчивым, и взаимный альтруизм также возникает во время ухода за больными.

Эхолокация помогает летучим мышам находить добычу, а также помогает различать различные виды препятствий и опасностей на пути к добыче в полной темноте (рис. 2).

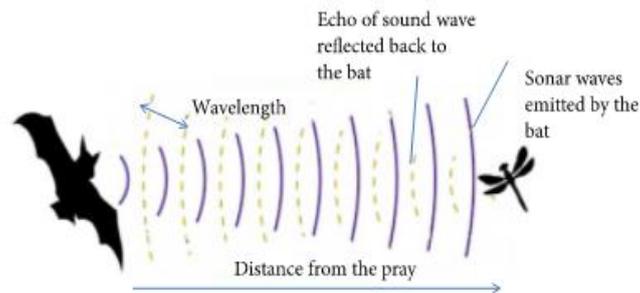


Рис. 2. Модель роевого алгоритма на основе поведения летучих мышей

Алгоритм летучей мыши был успешно применен к ряду задач, таких как задачи крупномасштабной оптимизации, глобальная инженерная оптимизация, нечеткая кластеризация, оценка параметров в динамических биологических системах, многокритериальная оптимизация, сопоставление изображений, проблемы экономической нагрузки и распределения выбросов, интеллектуальный анализ данных, проблемы планирования, нейронные сети и обнаружение фишинговых сайтов.

В ВА летучие мыши перемещаются, используя временную задержку от излучения до отражения. Частоту пульса можно просто определить в диапазоне от 0 до 1, где 0 означает отсутствие излучения и 1 означает, что излучение летучей мыши максимальное. Помимо параметров управления, таких как размер популяции и максимальное количество итераций, которые являются общими параметрами управления для всех алгоритмов, основанных на природе, ВА имеет несколько важных параметров, таких как параметр настройки частоты, аналогичный ключевой функции, используемой в параметрах PSO и HS. для автоматического увеличения области, в которой были найдены многообещающие решения, и параметра управления для автоматического переключения с разведки на эксплуатацию. Это дает преимущество ВА перед другими метаэвристическими алгоритмами [13–18].

Результаты экспериментов с исходным алгоритмом летучей мыши показали, что этот алгоритм эффективен, особенно при оптимизации задач меньшей размерности. В соответствии с этим Эйбен и Смит утверждали, что двумерные функции не подходят для решения с помощью стохастических алгоритмов, основанных на

популяциях (например, эволюционных алгоритмов и разведки роя), потому что они могут быть решены оптимально с использованием традиционных методов. С другой стороны, эти типы алгоритмов могут играть роль в качестве средств решения общих проблем, поскольку они обладают одинаковой производительностью при усреднении по всем дискретным задачам. Этот факт составляет суть так называемой теоремы о запрете бесплатного обеда (NFL) [13, 20]. Для того, чтобы эта теорема превалировала, существует почти два типичных механизма повышения производительности алгоритмов, основанных на популяциях, а именно:

- 1) самоадаптация параметров управления;
- 2) гибридизация.

Первый позволяет изменять параметры управления во время процесса поиска, чтобы лучше соответствовать компонентам исследования и эксплуатации этого процесса поиска, а второй включает в себя специфические для проблемы знания.

Экспериментальные исследования. Рассматриваемый алгоритм был реализован с использованием языка C++. По проведенным запускам алгоритма были получены следующие результаты – наиболее подходящие для поиска оптимального решения задачи принятия решения.

Использовались: алгоритм стаи летучих мышей (1), алгоритм стаи обезьян (2) [19] и стандартный алгоритм принятия решения (3).

Временные результаты представлены на рис. 3, 4.

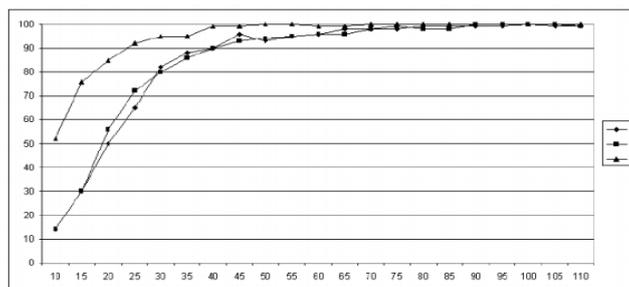


Рис. 3. Временные показатели при сравнении алгоритмов

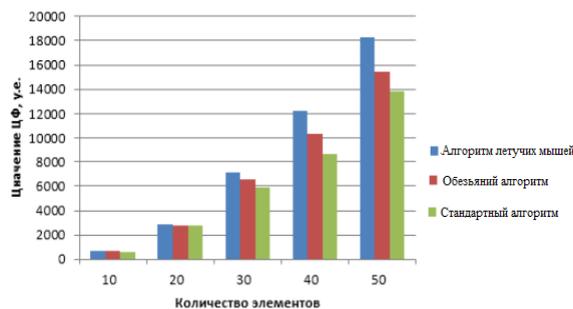


Рис. 4. Сравнение целевой функции

Заключение. В статье описаны основные понятия систем поддержки принятия решений, а также рассмотрена интеллектуальная система поддержки принятия решений. Исследования в области искусственного интеллекта, направлены на то, чтобы дать возможность системам реагировать на новизну и неопределенность более гибкими способами, начинают использоваться в интеллектуальной системе поддержки принятия решений. Самоорганизация относится к процессу, когда

свойство системы возникает в результате простого и локального взаимодействия большого числа компонентов. Биоинспирированные алгоритмы являются представительским классом алгоритмов самоорганизации. Был подробно описан и рассмотрен алгоритм летучих мышей, который основан на эхолокации летучих мышей и который оказался более мощным, чем оптимизация роя частиц и генетические алгоритмы, благодаря надежным функциям управления параметрами и возможности настройки частоты. Алгоритм стаи летучих мышей показывает хорошие результаты для многих задач оптимизации. Результаты экспериментов с исходным алгоритмом летучей мыши показали, что этот алгоритм эффективен, особенно при оптимизации задач меньшей размерности. Исходя из результатов показанных на рис. 4, быстродействие стандартного алгоритма принятия решений значительно уступает биоинспирированным алгоритмам. Применение биоинспирированных алгоритмов в интеллектуальных системах принятия решений является перспективным направлением. Это подтверждается экспериментальные исследования, проведенные в данной работе. По времени и качеству алгоритмы показали результаты, превосходящие показатели нынешних алгоритмов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Бершадская Е.Г.* Моделирование. Модели систем и методы принятия решений: учеб. пособие для студентов высших учебных заведений, обучающихся по направлению "Информатика и вычислительная техника"; Минобрнауки России, Федеральное гос. бюджетное образовательное учреждение высш. проф. образования "Пензенская гос. технологическая акад.". – Пенза: ПГТА, 2012. – 144 с. – (Система открытого образования). – ISBN 9785989031696.
2. *Емельянова С.В.* Обработка информации и анализ данных. Программная инженерия. Математическое моделирование. Прикладные аспекты информатики. – М.: Ленанд, 2015. – 104 с.
3. *Баушев С.В.* Достоверяющие автоматизированные информационные системы и средства. Введение в теорию и практику. – СПб.: ВHV, 2016. – 304 с.
4. *Ашим Ж.К., Кенжегулов Б.З.* Разработка алгоритмического обеспечения адаптивных систем поддержки принятия решений в ситуационных центрах (DSS) // Актуальные научные исследования в современном мире. – 2020. – № 1-7(57). – С. 21-27.
5. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Гладков Л.А., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: Физмалит, 2009. – 384 с.
6. *Мезенцев К.Н.* Автоматизированные информационные системы. – М.: Academia, 2016. – 1280 с.
7. *Федорова Г.Н.* Информационные системы. – М.: Academia, 2016. – 158 с.
8. *Корнеев В.В., Гареев А.Ф., Васютин С.В., Райх В.В.* Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. – М.: Изд-во «Нолидж», 2000. – 352 с.
9. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Гладков Л.А., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации: учеб. пособие. – М.: Физмалит, 2009.
10. *Курейчик В.В., Запорожец Д.Ю.* Роевой алгоритм в задачах оптимизации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 28-32.
11. *Bova V.V., Lezhebokov A.A., Gladkov L.A.* Problem-oriented algorithms of solutions search based on the methods of swarm intelligence // World Applied Sciences Journal. – 2013. – Vol. 27 (9). – P. 1201-1205.
12. *Zaruba D., Zaporozhets D., Kureichik V.* VLSI placement problem based on ant colony optimization algorithm // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2016. – Vol. 464. – P. 127-133.
13. *Kureichik V., Kureichik V., Bova V.* Placement of VLSI fragments based on a multilayered approach // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2016. – Vol. 464. – P. 181-190.
14. *Kureichik V.V., Zaruba D.V.* The bioinspired algorithm of electronic computing equipment schemes elements placement // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2015. – Vol. 347. – P. 51-58.

15. Кулиев Э.В., Лежебоков А.А., Кравченко Ю.А. Роевой алгоритм поисковой оптимизации на основе моделирования поведения летучих мышей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2016. – № 7 (180). – С. 53-62.
16. Kursityis I., Kravchenko Y., Kuliev E., Natskevich A. A bioinspired algorithm for improving the effectiveness of knowledge processing // Advances in Intelligent Systems and Computing (см. в книгах). – 2021. – Vol. 1197 AISC. – P. 1491-1498.
17. Kuliev E., Zaporozhets D., Kravchenko Y., Kursityis I. A combined bioinspired algorithm for big data processing // Advances in Intelligent Systems and Computing (см. в книгах). – 2021. – Vol. 1197 AISC. – P. 842-849.
18. Лежебоков А.А., Кулиев Э.В. Технологии визуализации для прикладных задач интеллектуального анализа данных // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2019. – № 4 (90). – С. 14-23.
19. Кулиев Э.В., Кравченко Ю.А., Логинов О.А., Запорожец Д.Ю. Метод интеллектуального принятия эффективных решений на основе биоинспирированного подхода // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2017. – № 6-2 (80). – С. 162-169.
20. Kureichik V., Kuliev E., Zaporozhets D., Kravchenko Y. Combined algorithm for decision making // 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, AICT 2017 - Proceedings. 11. 2019.

REFERENCES

1. *Bershadskaya E.G.* Modelirovanie. Modeli sistem i metody prinyatiya reshenii: ucheb. posobie dlya studentov vysshikh uchebnykh zavedenii, obuchayushchikhsya po napravleniyu "Informatika i vychislitel'naya tekhnika"; Minobrnauki Rossii, Federal'noe gos. byudzhethoe obrazovatel'noe uchrezhdenie vyssh. prof. obrazovaniya "Penzenskaya gos. tekhnologicheskaya akad." [Modeling. Models of systems and methods of decision-making: a textbook for students of higher educational institutions studying in the direction of "Informatics and Computer Engineering"; the Ministry of Education and Science of the Russian Federation, the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education. education "Penza State Technological Academy"]. Penza: PGTA, 2012, 144 s. (Open education system). ISBN 9785989031696.
2. *Emel'yanova S.V.* Obrabotka informatsii i analiz dannykh. Programmaya inzheneriya. Matematicheskoe modelirovanie. Prikladnye aspekty informatiki [Information processing and data analysis. Software engineering. Mathematical modeling. Applied aspects of computer science]. Moscow: Lenand, 2015, 104 p.
3. *Baushev S.V.* Udostoverayushchie avtomatizirovannye informatsionnye sistemy i sredstva. Vvedenie v teoriyu i praktiku [Certifying automated information systems and tools. Introduction to theory and practice]. Saint Petersburg: BHV, 2016, 304 p.
4. *Ashim Zh.K., Kenzhegulov B.Z.* Razrabotka algoritmicheskogo obespecheniya adaptivnykh sistem podderzhki prinyatiya reshenii v situatsionnykh tsentrakh (DSS) [Development of algorithmic support for adaptive decision support systems in situational centers (DSS), *Aktual'nye nauchnye issledovaniya v sovremennom mire* [Actual scientific research in the modern world], 2020, No. 1-7(57), pp. 21-27.
5. *Kureichik V.V., Kureichik V.M., Gladkov L.A., Sorokoletov P.V.* Bioinspirirovannye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmalit, 2009, 384 p.
6. *Mezentsev K.N.* Avtomatizirovannye informatsionnye sistemy [Automated information systems]. Moscow: Academia, 2016, 1280 p.
7. *Fedorova G.N.* Informatsionnye sistemy [Information systems]. Moscow: Academia, 2016, 158 p.
8. *Korneev V.V., Gareev A.F., Vasyutin S.V., Raikh V.V.* Bazy dannykh. Intellektual'naya obrabotka informatsii [Databases. Intellectual information processing]. Moscow: Izd-vo «Nolidzh», 2000, 352 p.
9. *Kureichik V.V., Kureichik V.M., Gladkov L.A., Sorokoletov P.V.* Bioinspirirovannye metody v optimizatsii: ucheb. posobie [Bioinspired methods in optimization: a textbook]. Moscow: Fizmalit, 2009.
10. *Kureichik V.V., Zaporozhets D.Yu.* Roevoi algoritm v zadachakh optimizatsii [Swarm algorithm in optimization problems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 28-32.

11. Bova V.V., Lezhebokov A.A., Gladkov L.A. Problem-oriented algorithms of solutions search based on the methods of swarm intelligence, *World Applied Sciences Journal*, 2013, Vol. 27 (9), pp. 1201-1205.
12. Zaruba D., Zaporozhets D., Kureichik V. VLSI placement problem based on ant colony optimization algorithm, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2016, Vol. 464, pp. 127-133.
13. Kureichik V., Kureichik V., Bova V. Placement of VLSI fragments based on a multilayered approach, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2016, Vol. 464, pp. 181-190.
14. Kureichik V.V., Zaruba D.V. The bioinspired algorithm of electronic computing equipment schemes elements placement, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2015, Vol. 347, pp. 51-58.
15. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A., Kravchenko Yu.A. Roeffoi algoritm poiskovoi optimizatsii na osnove modelirovaniya povedeniya letuchikh myshei [Swarm search engine optimization algorithm based on bat behavior modeling], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2016, No. 7 (180), pp. 53-62.
16. Kursiyts I., Kravchenko Y., Kuliev E., Natskevich A. A bioinspired algorithm for improving the effectiveness of knowledge processing, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2021, Vol. 1197 AISC, pp. 1491-1498.
17. Kuliev E., Zaporozhets D., Kravchenko Y., Kursiyts I. A combined bioinspired algorithm for big data processing, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2021, Vol. 1197 AISC, pp. 842-849.
18. Lezhebokov A.A., Kuliev E.V. Tekhnologii vizualizatsii dlya prikladnykh zadach intellektual'nogo analiza dannykh [Visualization technology for applications of data mining], *Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN* [Izvestiya Kabardino-Balkar scientific centre of the RAS], 2019, No. 4 (90), pp. 14-23.
19. Kuliev E.V., Kravchenko Yu.A., Loginov O.A., Zaporozhets D.Yu. Metod intellektual'nogo prinyatiya effektivnykh reshenii na osnove bioinspirirovannogo podkhoda [The method of intellectual making effective decisions based on a bioinspired approach], *Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN* [Izvestiya Kabardino-Balkar scientific centre of the RAS], 2017, No. 6-2 (80), pp. 162-169.
20. Kureichik V., Kuliev E., Zaporozhets D., Kravchenko Y. Combined algorithm for decision making, *11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, AICT 2017 - Proceedings*. 11. 2019.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н., доцент С.Г. Буланов.

Кулиев Эльмар Валерьевич – Южный федеральный университет; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 88634371651; доцент.

Кривенко Марина Павловна – e-mail: krivenko@sfedu.ru; студент.

Семенова Марина Максимовна – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; студент.

Игнатьева Сабина Валерьевна – e-mail: signateva@sfedu.ru; студент.

Kuliev Elmar Valerievich – Southern Federal University; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371651; associate professor.

Krivenko Marina Pavlovna – e-mail: krivenko@sfedu.ru; student.

Semenova Marina Maximovna – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; student.

Ignatieva Sabina Valerievna – e-mail: signateva@sfedu.ru, student.