

СТРУКТУРИЗАЦИЯ ИНФОРМАЦИИ НА ОСНОВЕ КОМБИНАЦИИ ГЕНЕТИЧЕСКОГО, РОЕВОГО И ОБЕЗЬЯНЬЕГО АЛГОРИТМОВ¹

Д.Ю. КРАВЧЕНКО¹, Н.В. КУЛИЕВА¹, Ю.С. НОВИКОВА¹, М.И. АНЧЕКОВ²

¹ Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ
347928, Ростовская область, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44
E-mail: ictis.sfedu.ru

² Институт информатики и проблем регионального управления –
филиал ФГБНУ «Федеральный научный центр
«Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»
360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а
E-mail: iipru@rambler.ru

В работе рассматривается алгоритм оптимизации роя частиц. В статье алгоритм эмулирует взаимодействие между участниками для обмена информацией. Оптимизация роя частиц применялась во многих областях в оптимизации и в сочетании с другими существующими алгоритмами. Данный метод выполняет поиск оптимального решения с помощью агентов, называемых частицами, траектории которых регулируются стохастическим и детерминированным компонентом. На каждую частицу влияют ее «лучшая» достигнутая позиция и «лучшая» позиция группы, но она имеет тенденцию перемещаться случайным образом. Рассмотрены генетический и пчелиный алгоритмы. Предложен комбинированный алгоритм, основанный на работе алгоритма обезьян и генетического алгоритма. Проведены экспериментальные исследования.

Ключевые слова: структура информации, генетический алгоритм, биоинспирированные алгоритмы, рой частиц.

ВВЕДЕНИЕ

Для понимания сложных систем важное значение имеет представление информации, позволяющее легко восприниматься человеческим сознанием. В частности, информация должна быть хорошо структурирована.

Как известно, структура должна быть во всём. Особенно это касается информации – такого ёмкого, глобального понятия, которое просто необходимо упорядочивать. О том, что такое структурирование, знают многие. «Разложить по полочкам» – значит «структурировать». Структурирование информации – это разделение её по отдельным, схожим критериям на группы, а также выстраивание связей логических цепочек между полученными группами. Иными словами, структурировать информацию означает создать некий визуальный скелет, с помощью которого будет легко запомнить ту или иную информацию. В основе данного понятия – её упрощение. Иными словами, нам нужно данный сложный массив логических связей, цепочек разобрать на простые элементы. Важно знать два принципа – на них строится всё упрощение информации [1]:

1. Принцип первый: всю имеющуюся информацию необходимо разделить на группы, подгруппы в соответствии с отдельно взятыми критериями.

2. Принцип второй: группы и подгруппы должны быть тесно связаны логическими цепочками, ассоциативными рядами или же выстроены в соответствии с определёнными правилами: по степени важности, по времени, форме.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке грантов РФФИ № 18-01-00658, 19-01-00648

Отталкиваясь от указанных принципов, на протяжении последних лет стали интенсивно развиваться алгоритмы оптимизации, которые получили название интеллектуальные, метаэвристические, вдохновленные (инспирированные) природой, роевые, многоагентные, популяционные и т. д. Эволюционные алгоритмы представляют собой эвристический подход к решению проблем, которые не могут быть легко решены за полиномиальное время, таких как классически NP-сложные задачи, и все остальное, что займет слишком много времени для исчерпывающей обработки [2]. При самостоятельном использовании они обычно применяются для комбинаторных задач, однако генетические алгоритмы часто используются в тандеме с другими методами, действуя как быстрый способ найти несколько оптимальное начальное место для работы другого алгоритма.

1. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ

Задача структурирования информации стоит перед каждым человеком, который хочет быть понятым другими людьми.

Под словом «структура» (от латинского *structura* – строение, расположение, порядок) подразумевается «устойчивая картина взаимных отношений элементов целостного объекта». В данной работе под понятием структуры мы зачастую будем также подразумевать систему взаимоотношений элементов информации.

Под структурированием информации следует понимать расположение различных элементов информационного массива и последующий процесс создания связей, таких, чтобы он хорошо мог восприниматься целевой аудиторией. Однако стоит отметить, что визуализация сложных систем субъективна, и зачастую различаемые модели явлений имеют возможность давать нам несколько разное видение этой системы. При структурировании информации следует сделать фиксированной единую точку зрения на важные элементы в общем объеме информации. От качества выполнения процедуры структуризации на ранних этапах исследований сложных систем зависят результативность и качество всей работы.

Следующим этапом создания структуры информационного массива стоит считать процесс формирования цельного образа, в частности, выбор названия, формы, объема, состава авторов и т.д.

Далее следует этап разбиения информационного массива на несколько блоков – подсистем – в зависимости от имеющегося представления об интересах потребителей, поставленных целей и содержания информации. При этом содержание блоков должно нести основную информацию о теме, которая отражена в названии [3-4].

Стоит отметить, что процедура структурирования не имеет собственной ценности и приобретает ее в том случае, когда она может поспособствовать достижению некоторого комплекса целей. Созданная в результате выполнения процесса структуризации система должна быть полезной – это означает, что выбор классификационных критериев не может быть произвольным, а должен осуществляться с учетом решаемой задачи.

Одним из важнейших назначений методов структурирования информации является представление результатов вычислений, которое позволяет использовать инструменты интеллектуального анализа данных даже тем, кто не имеет специальной математической подготовки. Однако применение статистических методов структуризации информации требует хорошего навыка в теории вероятностей и математической статистике. С этой целью были разработаны различные алгоритмы структурирования информации. Одним из видов данных алгоритмов являются биоинспирированные алгоритмы, преобразующие входной поток информации в выходной, основываясь на правилах имитации механизмов эволюции, природных аналогий, используя статистический подход к исследованию ситуаций и итерационное приближение к искомому решению. Зачастую данные алгоритмы комбинируются с уже известными генетическими алгоритмами.

2. ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ

Генетический алгоритм является универсальным, поскольку под особью понимается вариант решения некоторой задачи. Каждое возможное решение представляет собой точку в пространстве поиска.

Генетические алгоритмы имеют неповторимые свойства, которые не могут быть у других алгоритмов оптимизации [5-6]:

- поиск субоптимального решения основывается на случайной оптимизации выбранного множества решений с различными оценками;
- в аспекте преобразования решение рассматривается не как совокупность параметров, а как некоторая закодированная структура;
- с целью оценивания оптимизации решения, наряду с использованием целевой функции, дополнительно моделируются правила выживания в исследуемом множестве;
- при инициализации, преобразовании и других видах обработки решения широко используются вероятностные правила, которые вносят в направленность генетического поиска элементы случайности.

При применении эволюционных алгоритмов для оптимизации алгоритм должен быть адаптирован к проблеме. Помимо выбора операторов с их параметрами, крайне важно выбрать подходящее представление или функцию кодирования. На различных этапах исследований этих алгоритмов ученые показали, что найти хорошее представление сравнительно сложно с выбором хороших операторов. Таким образом, возникают вопросы относительно свойств хороших представлений.

Конец выполнения алгоритма обычно происходит в двух случаях: либо алгоритм достиг некоторого максимального времени выполнения, либо алгоритм достиг некоторого порога производительности. На этом этапе окончательное решение выбирается и возвращается.

3. РОЕВЫЕ МЕТОДЫ

Данные методы могут считаться методами численной оптимизации, поддерживающими общее число всевозможных решений, которые получили название «частицы» (или агенты), перемещая их в пространстве к наилучшему найденному в рассматриваемом пространстве решению, всё время находящемуся в изменении по причине нахождения агентов в более выгодных решениях. Парадигма состоит из двух доминирующих показательных свойств [7-10]:

1). Оптимизация колонии муравьев, которая исследует вероятностные алгоритмы, вдохновленные стигмергией и поведением муравьев.

2). Оптимизация роя частиц, которая исследует вероятностные алгоритмы, основанные на скоплении, обучении и выпасе. Как и эволюционные вычисления, «алгоритмы» или «стратегии» разведки роев считаются адаптивными стратегиями и обычно применяются к областям поиска и оптимизации.

Алгоритм начинается с этапа формирования модели популяции. Новая модель популяции вводит границы отбора в процессе поиска агентов. Без этой функции алгоритм не может направить глубокий поиск в перспективные области пространства поиска. Явный баланс между разведкой и эксплуатацией во время поиска агента реализован с использованием показателя пригодности, который рассчитывается для каждого поколения. Параметры управления не устанавливаются фиксированными в процессе поиска, но самоадаптируются в рамках предложенного алгоритма. Локальная поисковая эвристика применяется для включения специфических знаний по проблеме.

4. БИОИНСПИРИРОВАННЫЕ АЛГОРИТМЫ

Биоинспирированные алгоритмы способствуют решению не только задач оптимизации, но и представления сложного поведения в результате взаимодействия относительно простых структур. Они демонстрируют целеустремленность, устойчивость к колебаниям и

практически подходящее поведение, не будучи поучительным процессом, они являются основой обработки когнитивных данных в процессе решения задач обучения без учителя. Биоинспирированные алгоритмы успешно используются для решения широкого спектра задач оптимизации. Однако существуют случаи, когда эти алгоритмы не могут достичь решения требуемого качества за приемлемое время. Эти алгоритмы, как правило, сталкиваются с трудностями в случаях многомерных нелинейных задач, содержащих различные типы неизвестных переменных, параметров и функций. В предлагаемом исследовании планируется использовать гибридизацию различных алгоритмов, чтобы преодолеть недостатки существующих алгоритмов и разработать новые гибридные алгоритмы, которые могут решать широкий круг задач.

В качестве биоинспирированного алгоритма будем рассматривать обезьяний алгоритм.

Алгоритм обезьян (МА) [11] – это новый тип интеллектуального алгоритма роя. Он был предложен Риккингом и Вашенгом в 2008 году и используется для решения крупномасштабной задачи мультимодальной оптимизации. Метод основан на моделировании процессов скалолазания обезьян. Он состоит из трех процессов: процесс набора высоты, процесс отслеживания перехода и процесс сальто [12-15]. В оригинальной МА время, которое потребляется, главным образом заключается в использовании процесса набора высоты для поиска локальных оптимальных решений. Существенной особенностью этого процесса является вычисление псевдоградиента целевой функции, которое требует только двух измерений целевой функции независимо от размерности задачи оптимизации. Цель процесса сальто состоит в том, чтобы обезьяны находили новые поисковые домены, и это действие исключает возможность локального поиска. Алгоритм ввел оператор поиска ABC перед процессом набора, чтобы усилить возможности локального поиска и улучшить процесс сальто в сочетании с методом генетического поиска. После повторения процесса набора высоты и процесса наблюдения за прыжком каждая обезьяна найдет локально максимальную вершину горы вокруг своей начальной точки. Чтобы найти гораздо более высокую вершину горы, для каждой обезьяны естественно сальто к новому поисковому домену. В оригинальной МА обезьяны будут совершать сальто вдоль направления, указывающего на ось вращения, которая равна центру стержня текущих положений всех обезьян. Алгоритм в определенной степени повышает точность расчета. Результаты численного эксперимента показывают, что предложенный алгоритм имеет большую производительность, чем у основного алгоритма обезьяны для решения проблемы кластеризации.

5. ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА

Из своего текущего положения каждая из обезьян движется вверх до тех пор, пока не достигнет вершины дерева. Затем обезьяна делает серию локальных прыжков в случайном направлении в надежде найти более высокую ветку, и движение вверх повторяется. После выполнения некоторого числа подъемов и локальных прыжков обезьяна полагает, что в достаточной степени исследовала ветки деревьев в окрестности своего начального положения. Для того чтобы обследовать новую область пространства поиска, обезьяна выполняет длинный глобальный прыжок. Указанные выше действия повторяются заданное число раз. Решением задачи объявляется самая высокая вершина, которая была найдена данной популяцией обезьян. МА – это новый вид эволюционного алгоритма, который может решать множество сложных задач оптимизации, включая нелинейность, недифференцируемость и высокую размерность. Отличие от других алгоритмов состоит в том, что время, потребляемое МА, главным образом заключается в использовании процесса набора высоты для поиска локальных оптимальных решений [12-16].

Схема алгоритма представлена на рис. 1.

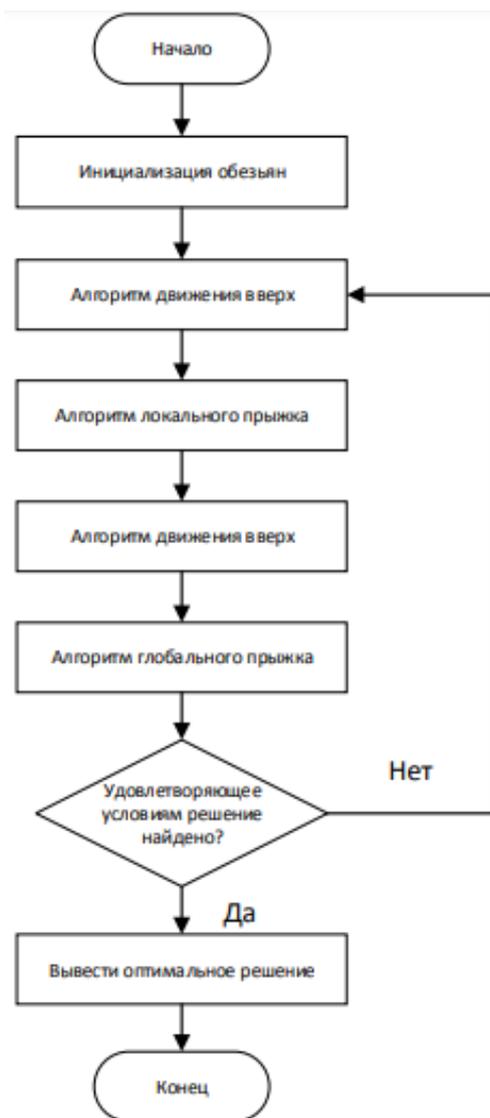


Рис. 1. Схема работы алгоритма

Алгоритм обезьян – это новый алгоритм разведки роя. Его главным преимуществом является то, что он может эффективно избегать попадания в локальные оптимальные решения в процессе движения. В исходном алгоритме точность задачи определяется шагом набора высоты и номером набора высоты. Поскольку число восхождений велико, в процессе восхождения расходуется много времени. В данной работе предлагается усовершенствованная МА, оператор поиска алгоритма искусственной колонии вводится на основе оригинальной МА. Локальное оптимальное решение может быть найдено с помощью процесса набора высоты в сочетании с оператором поиска по алгоритму искусственной колонии, так что число набора высоты уменьшается, и время выполнения намного меньше, чем исходный МА. Ввиду проблемы кластеризации мы выбираем центр объектов, принадлежащих кластеру, в качестве стержня, чтобы заменить центр всех обезьян алгоритмом генетического поиска в процессе прыжка.

В комбинированных алгоритмах, которые объединяют различные алгоритмы, преимущества одного алгоритма могут компенсировать недостатки другого. Исходя из этого одним из основных путей повышения уровня эффективности решения задач глобального поиска в настоящее время является разработка гибридных популяционных алгоритмов.

6. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Рассматриваемые алгоритмы были реализованы с использованием языка C++. По проведенным экспериментальным запускам алгоритмов были получены следующие результаты – наиболее подходящие для поиска оптимального решения задачи структуризации информации (рис. 2):

(1) генетический алгоритм. Параметры алгоритма: 100-120 итераций, 30-35 мутаций, 4 мутирующих гена, 80-100 – размер популяции, тип кроссовера – двухточечный, равномерный закон распределения, среднее время выполнения – 47 секунд [17-18];

(2) алгоритм пчел (роевой алгоритм). Параметры алгоритма: 145–160 итераций, 150-160 пчел-скаутов, 300-320 пчел, 75-85 лучших пчел, среднее время выполнения – 68 секунд;

(3) алгоритм обезьян. Параметры алгоритма: число обезьян – 85-95, число итераций – 200-220, число бит для изменения – 4, число бит для «прыжка» – 7, число возможных «прыжков» – 10-12, среднее время выполнения – 89 секунд.

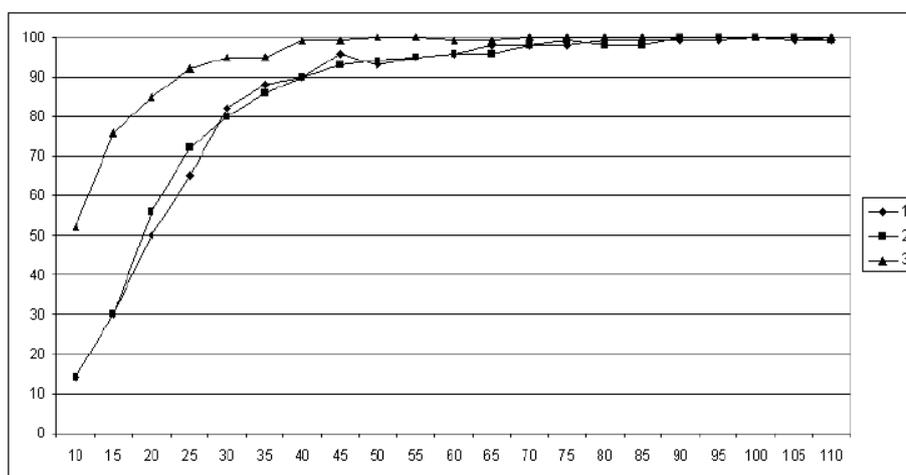


Рис. 2. Сравнение алгоритмов оптимизации

Как видно из анализа, обезьяний алгоритм уступает в быстродействии при примерно одинаковых значениях параметров. Однако если выполнить комбинирование этих трех алгоритмов и сравнить отдельно, например с генетическим и конкретно с обезьяним, получаются совершенно другие результаты (рис. 3): (1) – генетический алгоритм, (2) – комбинированный алгоритм, (3) – обезьяний алгоритм.

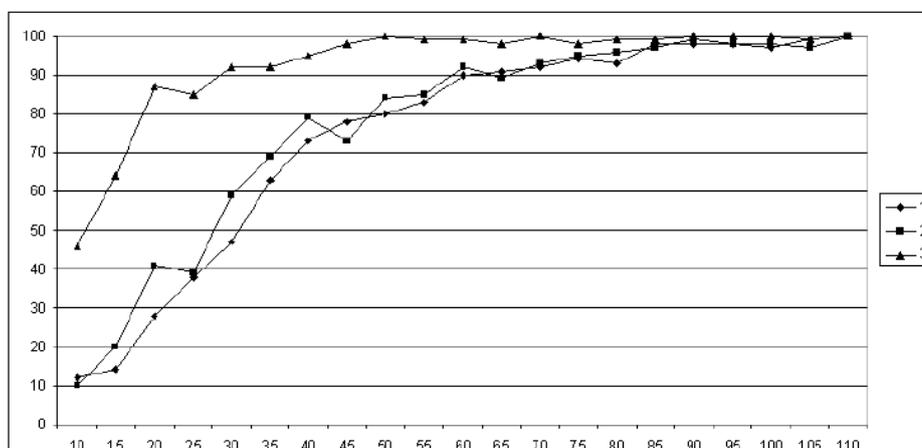


Рис. 3. Сравнение алгоритмов оптимизации (комбинированный)

При увеличении числа особей до 100 сходимость алгоритма будет происходить намного быстрее. Если брать количество итераций немного больше 70, то все три типа генерации демонстрируют практически одинаковую эффективность по времени, однако по качественному значению комбинированный превосходит отдельно взятые алгоритмы по показателям целевой функции (рис. 4). Всё это обуславливается главным плюсом комбинированных алгоритмов – в комбинированных алгоритмах, которые объединили в себе различные или однотипные алгоритмы, однако с различными значениями параметров, преимущества одного алгоритма могут компенсировать недостатки другого.

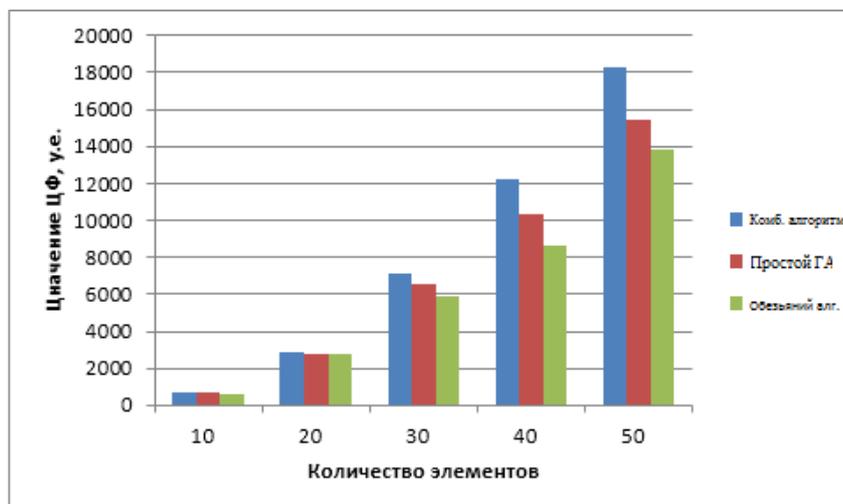


Рис. 4. Показатели целевой функции

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Был рассмотрен комбинированный алгоритм структуризации информации, основанный на комбинировании нескольких алгоритмов, в том числе и биоинспирированный, основанный на поведении стаи обезьян. Первоначально этот метод был естественным образом вдохновлен когнитивным поведением обезьян при лазании по деревьям. Авторами предложен новый алгоритм с лучшими исследовательскими возможностями. Для тестирования разработанного алгоритма были проведены экспериментальные исследования вычислений на наборе бенчмарков. Использование алгоритмов эволюционного поиска немного упрощает поставленную задачу. Их использование положительно сказывается на получаемых результатах, сокращается время процесса структуризации информации. Проведенные экспериментальные исследования подтвердили преимущества разработанного комбинированного алгоритма.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Alpert C.J., Dinesh P.M., Sachin S.S.* Handbook of Algorithms for Physical design Automation, Auer Bach Publications Taylor & Francis Group, USA, 2009.
2. *Родзин С.И., Курейчик В.В.* Теоретические вопросы и современные проблемы развития когнитивных биоинспирированных алгоритмов оптимизации // Кибернетика и программирование. 2017. № 3. С. 51- 79.
3. *Karpenko A.P.* Modern algorithms of search optimization. Algorithms inspired by nature. Moscow, Russia. 2014. P. 446.
4. *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

5. Kurejchik V.V., Kurejchik V.M. On genetic-based control (2001) // *Avtomatika i Telemekhanika*, (10). Pp. 174-187.
6. Кравченко Ю.А., Нацкевич А.Н., Курситыс И.О. Модель бустинга биоинспирированных алгоритмов для решения задач классификации и кластеризации // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2018. № 5 (199). С. 120-131.
7. Курейчик В.В., Бова В.В., Курейчик Вл.Вл. Комбинированный поиск при проектировании. Образовательные ресурсы и технологии. 2014. № 2 (5). С. 90-94.
8. Кравченко Ю.А., Кулиева Н.В., Логинов О.А., Терещенко Д.Ю. Применение алгоритма летучих мышей в задачах управления знаниями // *Информатика, вычислительная техника и инженерное образование*. 2017. № 1 (29). С. 68-75.
9. 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.
10. 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.
11. Курейчик В.В., Кулиев Э.В., Курейчик В.В. Модель адаптивного поведения «обезьян» для решения задачи компоновки блоков ЭВА // *Информатизация и связь*. 2018. № 4. С. 31-37.
12. Vasundhara Devi R., Siva Sathya S. Monkey behavior based algorithms - A survey (2017) *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 9 (12). Pp. 67-86.
13. Gupta K., Deep K., Bansal J.C. Improving the Local Search Ability of Spider Monkey Optimization Algorithm Using Quadratic Approximation for Unconstrained Optimization (2017) *Computational Intelligence*, 33 (2). Pp. 210-240.
14. Segraves M.A., Kuo E., Caddigan S., Berthiaume E.A., Kording K.P. Predicting rhesus monkey eye movements during natural image search (2017) *Journal of Vision*, 17 (3). Pp. 1-17.
15. Hazrati G., Sharma H., Sharma N., Bansal J.C. Modified spider monkey optimization (2017) *IWCI 2016 -2016 International Workshop on Computational Intelligence*. Pp. 209-214.
16. Agrawal A., Farswan P., Agrawal V., Tiwari D.C., Bansal J.C. On the hybridization of spider monkey optimization and genetic algorithms (2017) *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 546. Pp. 185-196.
17. Кулиев Э.В., Лежебоков А.А. Исследование характеристик гибридного алгоритма размещения // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2013. № 3 (140). С. 255-261.
18. Kasprzyk J., Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S. Experimental investigation of algorithms developed (2009) *Studies in Computational Intelligence*, 212. Pp. 211-223, 227-236.

REFERENCES

1. Alpert C.J., Dinesh P.M., Sachin S.S. Handbook of Algorithms for Physical design Automation, Auer Bach Publications Taylor & Francis Group, USA, 2009.
2. Rodzin S.I., Kureichik V.V. *Teoreticheskiye voprosy i sovremennyye problemy razvitiya kognitivnykh bioinspirirovannykh algoritmov optimizatsii* [Theoretical questions and modern problems of the development of cognitive bio-inspired optimization algorithms]. *Kibernetika i programmirovaniye* [Cybernetics and programming]. 2017. No. 3. Pp. 51-79.
3. Karpenko A.P. Modern algorithms of search optimization. Algorithms inspired by nature. Moscow, Russia. 2014. P. 446.
4. Lezhebokov A.A., Kuliev E.V. *Tekhnologii vizualizatsii dlya prikladnykh zadach intellektual'nogo analiza dannykh* [Visualization technologies for applied problems of data min-

ing] // *Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN* [News of the Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences]. 2019.No 4 (90). Pp. 14-23.

5. Kurejchik, V.V., Kurejchik, V.M. On genetic-based control (2001) // *Avtomatika I Telemekhanika*, (10). Pp. 174-187.

6. Kravchenko Yu.A., Natskevich A.N., Kursitys I.O. *Model' bustinga bioinspirirovannykh algoritmov dlya resheniya zadach klassifikatsii i klasterizatsii* [Boosting model of bioinspired algorithms for solving classification and clustering problems] // *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki* [News of SFU. Technical science]. 2018. No 5 (199). Pp. 120-131.

7. Kureichik V.V., Bova V.V., Kureichik V.V. *Kombinirovannyi poisk pri proyektirovani. Obrazovatel'nyye resursy i tekhnologii* [Combined design search. Educational resources and technology]. 2014. No. 2 (5). P. 90-94.

8. Kravchenko Yu.A., Kulieva N.V., Loginov O.A., Tereshchenko D.Yu. *Primeneniye algoritma letuchikh myshey v zadachakh upravleniya znaniyami* [The use of the algorithm of bats in the tasks of knowledge management] // *Informatika, vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoye obrazovaniye* [Informatics, computer engineering and engineering education]. 2017. No. 1 (29). Pp. 68-75.

9. Kuliev E.V., Kravchenko Yu.A., Loginov O.A., Zaporozhets D.Yu. *Metod intellektual'nogo prinyatiya effektivnykh resheniy na osnove bioinspirirovannogo podkhoda* [The method of intellectual decision-making based on the bio-inspired approach] // *Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN* [News of the Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences]. 2017. No. 6-2 (80). Pp. 162-169.

10. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A., Kravchenko Yu.A. *Royevoy algoritm poiskovoy optimizatsii na osnove modelirovaniya povedeniya letuchikh myshey* [The swarm algorithm of search engine optimization based on bat behavior modeling] // *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki* [Bulletin of the Southern Federal University. Technical science]. 2016. No. 7 (180). Pp. 53-62.

11. Kureichik V.V., Kuliev E.V., Kureichik V.V. *Model' adaptivnogo povedeniya "obez'yan" dlya resheniya zadachi komponovki blokov EVA* [The model of adaptive "monkey" behavior to solve the problem of the layout of EVA blocks] // *Informatizatsiya i svyaz'* [Informatization and communication]. 2018. No. 4. Pp. 31-37.

12. Vasundhara Devi R., Siva Sathya S. Monkey behavior based algorithms - A survey (2017) *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 9 (12). Pp. 67-86.

13. Gupta K., Deep K., Bansal J.C. Improving the Local Search Ability of Spider Monkey Optimization Algorithm Using Quadratic Approximation for Unconstrained Optimization (2017) *Computational Intelligence*, 33 (2). Pp. 210-240.

14. Segraves, M.A., Kuo E., Caddigan S., Berthiaume E.A., Kording K.P. Predicting rhesus monkey eye movements during natural image search (2017) *Journal of Vision*, 17 (3). Pp. 1-17.

15. Hazrati G., Sharma H., Sharma N., Bansal J.C. Modified spider monkey optimization (2017) *IWCI 2016-2016 International Workshop on Computational Intelligence*. Pp. 209-214.

16. Agrawa, A., Farswan P., Agrawal V., Tiwari D.C., Bansal J.C. On the hybridization of spider monkey optimization and genetic algorithms (2017) *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 546. Pp. 185-196.

17. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A. *Issledovaniye kharakteristik gibridnogo algoritma razmeshcheniya* [Study of the characteristics of a hybrid placement algorithm] // *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki* [SFU Bulletin. Technical science]. 2013. No. 3 (140). S. 255-261.

18. Kacprzyk J., Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S. Experimental investigation of algorithms developed (2009) *Studies in Computational Intelligence*, 212. Pp. 211-223, 227-236.

STRUCTURIZATION OF INFORMATION BASED ON THE COMBINATION OF GENETIC, SWARM AND MONKEY ALGORITHMS

D.YU. KRAVCHENKO¹, N.V. KULIEVA¹, Y.S. NOVIKOVA¹, M.I. ANCHEKOV²

¹ Southern Federal University
of the Russian Academy of Sciences
347928, Rostov region, Taganrog, Nekrasovsky lane, 44
E-mail: ictis.sfedu.ru
Institute of Computer Science and Problems of Regional Management –
branch of Federal public budgetary scientific establishment "Federal scientific center
"Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences"
360000, KBR, Nalchik, 37-a, I. Armand St.
E-mail: iipru@rambler.ru

The paper considers an optimization algorithm for a swarm of particles. In the article, the algorithm emulates the interaction between participants to exchange information. Particle swarm optimization has been applied in many areas in optimization and in combination with other existing algorithms. This method searches for the optimal solution using agents called particles, whose trajectories are regulated by the stochastic and deterministic component. Each particle is affected by its "best" position achieved and the "best" position of the group, but it tends to move randomly. Genetic and bee algorithms are considered. A combined algorithm based on the operation of the monkey algorithm and the genetic algorithm is proposed. Experimental studies have been carried out.

Keywords: *information structure, genetic algorithm, bio-inspired algorithms, swarm of particles.*

Работа поступила 11.10.2019 г.