

УДК 519.856/629.7.051/004.023

Р.А. Нейдорф, В.В. Полях, И.В. Черногоров, О.Т. Ярахмедов

**ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВРИСТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ В ЗАДАЧАХ
ПРОКЛАДКИ И ОПТИМИЗАЦИЯ МАРШРУТОВ
В СРЕДЕ С ПРЕПЯТСТВИЯМИ***

Исследовано три возможных подхода к решению задачи о нахождении эффективного (кратчайшего, наиболее быстрого или безопасного и т.п.) пути в двумерном пространстве с препятствиями. В качестве инструментов решения рассматриваемой задачи использованы наиболее известные эвристические методы: муравьиный алгоритм (МА), метод роящихся частиц (МРЧ) и эволюционно-генетический алгоритм (ЭГА). Построены и исследованы модификации алгоритмов этих методов, адаптированные для решения сформулированной задачи. Для варианта использования МРЧ показано, что ближе всего к рассматриваемой задаче подходит гибридный вариант элементов поведенческих моделей роя, стаи птиц и ряда других вариантов мультиагентного взаимодействия. В гибридный алгоритм органично входят базовые для прототипа основополагающие уравнения законов механики, тяготения и стохастического «размытия» параметров движения. При исследовании МА показано, что целесообразно применить классическое разбиение пространства поиска на несопоставимо мелкие по сравнению с препятствиями фрагменты. Агенты-муравьи используют как традиционную логику выбора перехода из фрагмента во фрагмент: память о наиболее популярных маршрутах на основе феромона, так и сформулированные под задачу элементы тактики принятия и ситуационно обоснованных, и случайных решений. Это приводит к эффективному улучшению и квазиоптимизации маршрута. Использование ЭГА, как одного из наиболее востребованных эвристических методов оптимизации, встречает значительные трудности, связанные с отличительными особенностями операторов формирования популяции, кроссинговера и мутации. Формализация под механизмы ЭГА среды поиска наилучшего пути, содержащей препятствия, вносит существенные коррективы в концептуальную и математическую модели ЭГА, в результате чего этот метод уступает МРЧ и МА по эффективности в этой задаче. В качестве тестового стенда исследования предложенных подходов и разработанных алгоритмов разработаны специальные программные средства «The evolutionary-genetic algorithm of route optimization in the environment obstacles», «Path planning with obstacle avoidance by ant colony optimization» и «The method of route optimization in the obstacles avoidance tasks by seekers particles». С их использованием проведены иллюстрирующие численные эксперименты по решению сформулированной задачи в условиях различных скоплений препятствий.

Цель: маршрут; препятствие; математическая модель; оптимизация; групповое поведение; эвристические методы; алгоритм роящихся частиц; муравьиный алгоритм; эволюционно-генетический алгоритм.

R.A. Neydorf, V.V. Polyakh, I.V. Chernogorov, O.T. Yarahmedov

**STUDY OF HEURISTIC ALGORITHMS IN PLANNING AND OPTIMIZATION
OF ROUTES PROBLEM IN THE ENVIRONMENT WITH OBSTACLES**

We have investigated three possible approaches to solve the problem of finding an efficient (shortest, fastest or safe, etc.) route to a two-dimensional space with obstacles. As a solution for this problem, it used the most famous heuristics: ant colony algorithm (ACA), swarming particles method (SPM) and the evolutionary-genetic algorithm (EGA). Constructed and investigated algorithms modification of these methods that are adapted to solve the above problem. For the option of using SPM shown that the closest to the problem is suitable hybrid behavioral elements swarm, flock of birds and a number of other options for multi-agent interaction. The hybrid algorithm organically includes basic prototype for the fundamental equations of mechanics, the laws of gravitation and stochastic "blurring" of the movement parameters. In the study of ACA shown that it is appropriate to apply the classical partition search space to incomparably small compared to the obstacles fragments. Ant's agents are used traditional logic of selecting of the transition from a fragment of a fragment: the memory of the most popular routes based on phero-

* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-38-00703 мол_а.

none, and formulated task elements of tactics adopted and situationally based and random decisions. This leads to an effective improvement and quasi route optimization. Using of the EGA, as one of the most popular heuristic optimization techniques, considerable difficulties relating to the distinctive features of the population operators formation, crossover and mutation. The formalization of the mechanisms under the EGA search among the best ways of containing obstacles, making significant adjustments to the conceptual and EGA mathematical models. So, this method yields SPM and ACA performance in this task. As a test research, suggested approach and developed algorithms it was developed special software «The evolutionary-genetic algorithm of route optimization in the environment obstacles», «Path planning with obstacle avoidance by ant colony optimization» and «The method of route optimization in the obstacles avoidance tasks by seekers particles ». With using of that software, it was made numerical experiments, which illustrate the solution of the problem in terms of clusters of different obstacles.

Purpose; route; obstacle; mathematical model; optimization; group behavior; heuristics; swarming particles algorithm; ant colony algorithm; evolutionary-genetic algorithm.

Введение. В настоящее время в промышленности, в военном деле, при решении задач в условиях чрезвычайных ситуаций все шире используются автономные подвижные объекты (АПО). От таких объектов требуется высокая степень независимости от внешних условий, основой которой является способность их идентифицировать, оценивать и принимать решения по парированию их вредного влияния на качество реализации целей, стоящих перед АПО. Наиболее перспективны методы повышения автономности с использованием эвристических алгоритмов и основанных на них интеллектуализированных технологий.

Оценка внешних условий для АПО связана, прежде всего, с идентификацией препятствий в зоне его передвижения, а одной из составляющих принятия самоуправляющих решений является планирование и оптимизация маршрута собственного движения в среде с обнаруженными препятствиями. В связи с этим, наряду с решением других проблем, связанных с развитием теории и практики разработки, построения и применения АПО, интенсивно ведутся работы по созданию эффективных технологий планирования оптимальных и субоптимальных траекторий в среде с препятствиями.

Такая проблема исследуется, например, в ходе выполнения проекта «Разработка теории и методов создания интеллектуальных позиционно-траекторных систем управления подвижными объектами в условиях неопределенности» по гранту № 14-19-01533. В частности, по результатам этих работ опубликована монография, посвященная исследованию методов, позволяющих автономно формировать и оперативно изменять траекторию движения в условиях стационарных и нестационарных препятствий [1]. В ней рассматривается уровень планирования движения, формирующий плоские траектории. Сформулированы критерии качества, по которым оцениваются все рассматриваемые методы их планирования. В ходе исследований рассматриваются методы планирования траекторий движения ПО на базе различных подходов.

Для решения подобных задач традиционно рассматриваются детерминированные методы, как, например, метод касательных или метод Дейкстры, гарантирующие нахождение глобального оптимума. Можно найти и другие подходы к поиску кратчайшего пути, например в [2]. Однако использование детерминированных методов может применяться только для задач малой сложности, поскольку все они характеризуются NP-полной. Поэтому в общем случае использование точных методов неэффективно и неперспективно.

В связи с этим, для решения подобных оптимизационных задач целесообразнее разрабатывать и использовать эвристические методы. Они позволяют найти субоптимальное, а иногда и оптимальное решение за разумное время. Например, в гранте № 14-19-01533 рассматриваются эвристические методы планирования на основе нейросетевых и нейроподобных структур. Наряду с этим решаются вопросы применения для планирования траекторий АПО формализма нечеткой логики. Разработан и исследован метод планирования траекторий движения АПО на плос-

кости с использованием генетических алгоритмов поиска на двумерном графе. Интересные результаты дал графоаналитический метод планирования траекторий на искусственных потенциальных полях и диаграммах Вороного. В работе получил развитие метод планирования траекторий движения на основе бионического подхода с использованием неустойчивых режимов обхода препятствий.

Задача маршрутной оптимизации активно исследовалась и ранее, с середины прошлого века, но технические условия и теоретическая база того времени несопоставимы с нынешними, поэтому для сравнительного анализа полученных результатов с результатами существующих аналогов (PSO based Neuro Fuzzy Technique [3], Potential Field Methods [4], Adaptive Navigation [5], LAO* [6], A* [7]), которые пока не показали слишком хороших результатов. Например, в трудах [8–11] подробно освещаются различные подходы к решению данной задачи, в том числе и на основе различных эвристических методов. Полученные результаты по заверениям авторов свидетельствуют об эффективности, как рассмотренных подходов, так и эвристических алгоритмов. Однако численных оценок эффективности в этих работах не приводится. Также необходимо отметить, что в условиях постоянного развития технической составляющей решений, разрабатывать и моделировать подходы к аналогичным задачам следует опираясь на современные возможности вычислительной техники. Поэтому любые методы необходимо постоянно модифицировать и адаптировать под современные условия.

В ряде журналов (например, «Известия ЮФУ. Технические науки») содержатся статьи по тематике «поиск кратчайшего пути». Из них: работы [11–13] не содержат численных экспериментальных данных, которые могли бы использоваться для сравнительного анализа, представлена только гистограмма сравнения получаемого разрабатываемого алгоритма.

Из всего спектра рассмотренных подходов авторами выбран наиболее зарекомендовавшие себя современные методы. Результаты применения подобных методов исследуются на специально сгенерированных для этого тестовых сценах.

Постановка задачи. Целью данной статьи является исследование возможности применения для решения задач планирования траекторий в среде с препятствиями с использованием не охваченных в работе [1] эвристических методов коллективного поиска маршрутов живыми существами. Кроме того, исследуется возможность использования для этой же цели наиболее востребованного и распространенного на сегодня подхода к поисковому решению задач оптимизации на основе механизмов генетического наследования и эволюционного совершенствования популяций.

Прокладка и оптимизация маршрутов эволюционно-генетическим алгоритмом. В соответствии со сформулированной в статье постановкой задачи поиска субоптимального маршрута в среде с препятствиями исследовался и ЭГА. При этом частично использован механизм, который описан в работах [14–17]. Однако новая, по сравнению с исследованными ранее [18–21], предметная область применения потребовала существенной модификации его генно-хромосомного механизма. Изменения затронули и операторы скрещивания (кроссинговера) и мутации.

Генно-хромосомная модель ЭГА и технология построения маршрута. Для решения поставленной задачи в качестве генов ЭГА использованы точки множества покрытия исследуемой области движения, а условием их включения в хромосому принимается единичное расстояние между соседними генами по одной или обеим координатам. Случайная (с указанным ограничением) последовательность генов маршрута, начинающаяся с точки старта и заканчивающаяся в точке финиша, образует хромосому ЭГА. Множество хромосом (маршрутов) образует популяцию ЭГА. Для покрытия области множеством точек исследованы различные алгоритмы. В итоге выбрано сеточное разбиение пространства.

Для построения начальной популяции ЭГА множество изначально равнозначно предполагаемых узловых точек маршрута последовательно проходят отбор, по векторному расстоянию до ближайшей точки ближайшего препятствия, по ходу продвижения к финишу. Промежутки между ними исследуются случайным перебором маршрутов, в результате чего определяются границы препятствия. В случае пересечения маршрутом препятствия, предпоследняя точка маршрута исключается из списка точек покрытия исследуемой области, а тупиковый маршрут не включается в начальную популяцию. При дальнейшей работе алгоритма через исключённые точки маршруты не прокладываются. После исследования части области, где располагаются препятствия определяются их границы и коридоры, через которые может пройти маршрут. Точки, которые попадают в эти коридоры являются составляющими маршрутов, которые будут сформированы на заключительном этапе оператора формирования начальной популяции. По аналогии данный механизм применяется до тех пор, пока маршрут не достигнет своего краевого условия (конечной точки маршрута).

Алгоритм субоптимизации маршрута. После построения начальной популяции ЭГА заданного размера, запускается механизм поиска хромосом, пригодных к скрещиванию, после чего множество вариантов-потомков пути находится посредством скрещивания различных участков разных маршрутов, имеющих общую точку (см. рис. 1(a)). На рисунке 1(b) можно наблюдать потомков 2-х маршрутов-родителей, которые имеют общую точку. Этот механизм кроссинговера ориентирован на модификацию ЭГА для оптимизации маршрута.

Наряду с ним используется одноточечный оператор мутации. Механизм, используемого оператора мутации также отличается от традиционных [12, 13]. На первом этапе мутации происходит случайный выбор гена-точки из хромосомы-маршрута, подверженной мутации (жирный кружок на рис. 1,b). Затем в определенной настройкой ЭГА области (синий круг на рис. 1,c) выбирается случайная точка из попавших в область и мутирующая точка заменяется на выбранную (показано стрелкой). Фрагмент мутирующей хромосомы выделен на рис. 1,b синим квадратом. Использование этого механизма снижает вероятность схождения ЭГА к локальному экстремуму, позволяя находить улучшенные (субоптимизированные) маршруты.

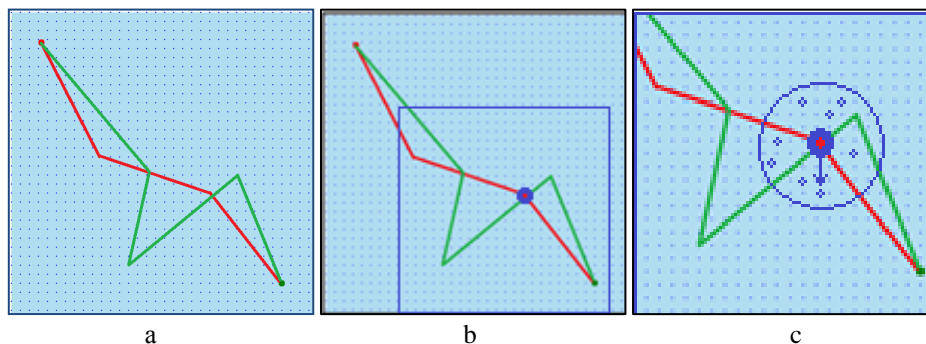


Рис. 1. Операторы кроссинговера и точечной мутации хромосомы

После выполнения описанных операторов над всеми особями популяции осуществляется проверка новой популяции на длину маршрута. Наиболее короткие маршруты включаются в новую популяцию. Для лучшего понимания на рис. 1,c показана часть маршрута до мутации (сплошной линией) и часть маршрута после мутации (пунктирной линией).

Разработанный алгоритм сначала исследован в среде без препятствий. На двумерной области $([0,10]; [0,10])$ произведен поиск оптимального пути из точки $A=(1,1)$ в точку $B=(9,9)$ на сетке с шагом 0.1.

Начальная популяция сформирована из 15 маршрутов (см. рис. 2,a). На первой итерации ЭГА получен наилучший маршрут, который отображен на рис. 2,b. Наилучший маршрут за всё время работы алгоритма обнаружен на 87-ой из 100 итераций (см. рис. 2,c).

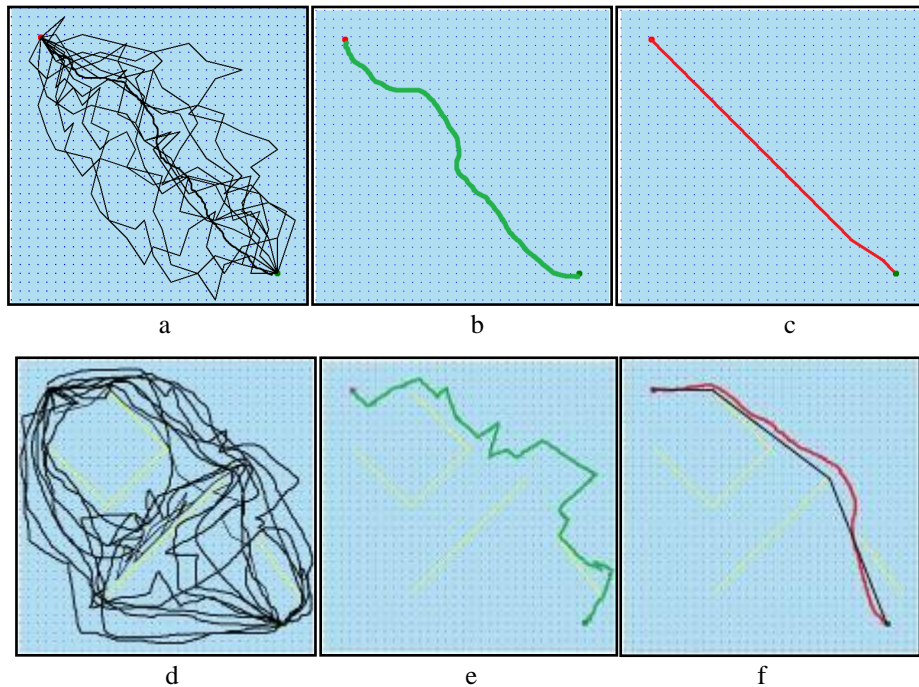


Рис. 2. Результаты исследования разработанного алгоритма в среде без препятствий (a, b, c) и с препятствиями (d, e, f)

Величина субоптимального результата работы ЭГА составила ~ 11.45 при очевидном геометрическом оптимуме ~ 11.3 . Из результата следует, что ошибка оценки оптимального маршрута составила всего 1.3 %. Очевидно, что с увеличением числа итераций велика вероятность получить и оптимальный результат, увеличив временные затраты на поиск.

Таким образом, исследование разработанного алгоритма в среде без препятствий показало его работоспособность и эффективность.

Исследование модифицированного ЭГА в среде с препятствиями. На втором этапе исследована работа модифицированного ЭГА в среде с условно выбранными препятствиями (см. рис. 2).

По условиям решаемой задачи разработанным алгоритмом сформирована начальная популяция из 20 маршрутов (см. рис. 2,d). На первой итерации ЭГА субоптимальным признан маршрут на рис. 2,e. Наилучший маршрут, найденный алгоритмом обнаружен на последней 100-й итерации (см. рис. 2,f). Величина субоптимального результата работы ЭГА составила ~ 14.1 при очевидном геометрическом оптимуме ~ 12.3 (тонкая ломаная линия). Таким образом, ошибка оценки оптимального маршрута составила 14.6 %.

Исследование модифицированного ЭГА в среде с препятствиями также показали его работоспособность. Ухудшение точности нахождения оптимума вполне объяснимо усложнением задачи, и, вполне вероятно, может быть компенсировано увеличением ресурсных затрат на поиск, если это окажется допустимым.

Выводы по применению ЭГА.

1. Для прокладки маршрутов и их оптимизации, особенно в динамической среде, ЭГА слабо приспособлен.
2. Замечено, что процесс формирования начальной популяции в среде с препятствиями очень требователен к временным ресурсам, так на формирование 10 маршрутов уходит порядка 35 секунд, тогда как на формирование 100 маршрутов в среде без препятствий уходит не более 10–15-ти секунд.
3. Такая разница обусловливается громоздкостью и сложностью алгоритма прокладки начальных маршрутов. В случае применения ЭГА в рассмотренных задачах желательна доработка этой наиболее ресурсно критичной части алгоритма.

Оптимизация маршрутов методом поисковых частиц. Сущность и основания для использования в задачах поисковой оптимизации метода роящихся частиц (МРЧ) хорошо известны [22–26]. Взаимодействие и поисковые действия частиц может быть основано на прототипах скопления разных живых существ: насекомых, рыб, бактерий и т.п. Ближе всего к рассматриваемой задаче подходит гибрид элементов поведенческих моделей роя, стаи птиц и ряда других вариантов мультиагентного взаимодействия. Канонический вариант МРЧ [23] был значительно переработан авторами [27–30] и другими учениками Р. Нейдорфа [31–34]. Тем не менее, в гибридный алгоритм органично входят основополагающие уравнения законов механики, тяготения и стохастического «размывания» параметров движения, использованные в этих прототипах.

В упомянутой работе [30] ставилась задача прямого поиска с помощью МРЧ экстремумов в многоэкстремальном пространстве. Однако, в задаче, решаемой в данной работе, когда положение конечной цели известно и поиск множества глобальных, локальных или субэкстремальных маршрутов носит опосредованный характер, ряд стандартных инструментов как классического, так и модифицированного МРЧ становится ненужным. Они исключены из концептуальной и математической модели алгоритма в новой его модификации. В частности, отпадает необходимость в важном для прототипа процессе роения частиц мультиагентной системы. Фактически новую модификацию можно назвать методом поисковых частиц (МПЧ).

При начале поиска кратчайшего пути все частицы, назначенные для поиска, целесообразно поместить в одну стартовую точку. Для придания агентам системы уникальности в момент инициализации частицам задаются случайные стартовые векторы скорости. Это позволяет агентам системы вести поиск пути по различным направлениям и траекториям.

Действие частиц при столкновении с препятствием или границей рассматриваемого диапазона, как и в прототипе [34] симулируем процесс отражение падающего тела от твердой поверхности.

В связи со спецификой решаемой задачи алгоритм дополняется механизмом закрепления текущего маршрутного оптимума. Это позволяет ввести несколько показателей, образующих совокупный критерий динамического обновления роя (удаления «неудачливых» частиц и замена их новыми).

Проверка эффективности, предложенной проблемно ориентированной модификаций МПЧ осуществлена на создаваемых авторами тестовых сценах (на рис. 3 приведен пример одной из них). На данной сцене в диапазоне координат $(x, y) \in [0; 500]$ расположены пять препятствий разных форм. Точкой старта выбраны координаты [15; 15], а точкой цели – координаты [470; 445] (красный круг). В ходе настройки алгоритма варьировались значения следующих его параметров: количество поисковых частиц, коэффициент притяжения частицы к цели, коэффициенты отражения частиц от препятствия и др. Решение всех задач проведено на ПК с процессором AMD Phenom II P960 и 6Gb оперативной памяти. Среднее время поиска пути на каждой сцене составило ~0,2 сек. Ситуаций ненахождения маршрута не наблюдалось. Отклонение субоптимального решения от геометрически очевидного не превышало 15 %.

На рис. 3 отображены результаты работы МПЧ на одной из сцен в разные моменты времени.

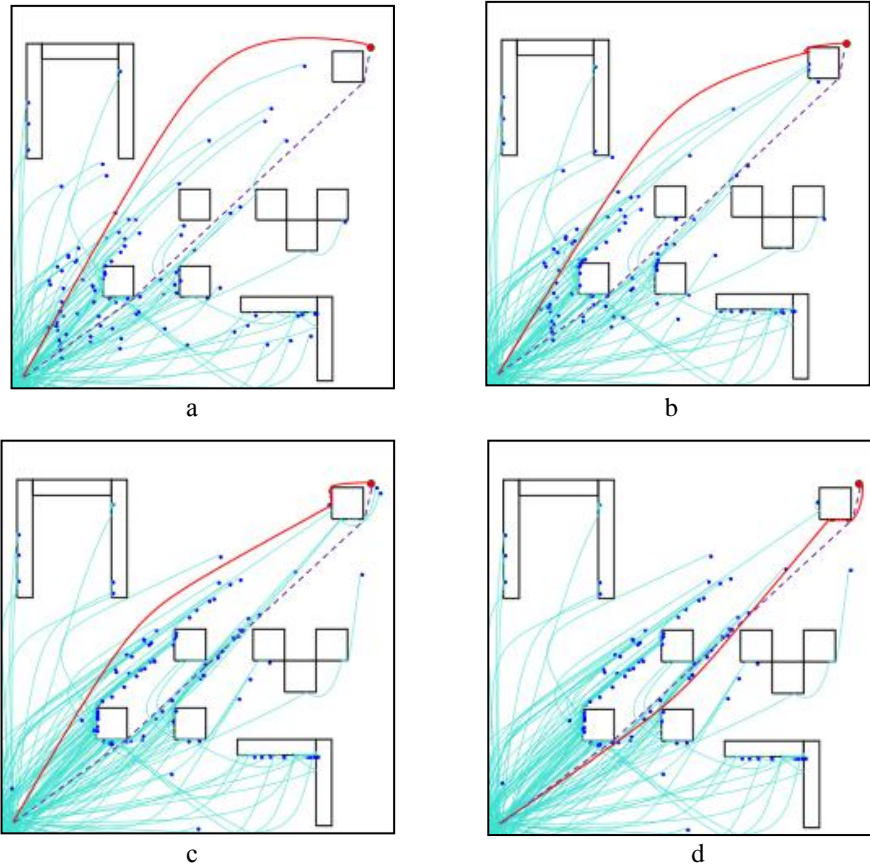


Рис. 3. Результат работы МПЧ в моменты: *a* – нахождение первого маршрута первой финишировавшей частицей; *b* – первое улучшение результата; *c* – второе улучшение результата; *d* – маршрут, полученный после принятия МПЧ решения об остановке процесса поиска

Длина очевидном геометрическом оптимума равна 635,61669736493. Длина первого найденного пути составила 690,855501023239 (см. рис. 3,а), в данной сцене время работы алгоритма – 0,091 сек (51 итераций), ошибка нахождения экстремума на данном этапе – ~8,69 %. На рисунке 3(б) отображен первый промежуточный результат, длина данного пути составила 670,938894045879, при затраченном времени работы алгоритма – 0,13 сек (68 итераций), ошибка нахождения экстремума на данном этапе – ~5,56 %. Следующий промежуточный результат (см. рис 3,с) – 670,216960794717, время работы алгоритма – 0,218 сек, ошибка нахождения экстремума на данном этапе – ~5,44 %. Финишный субоптимум маршрута оказался равным 656,467109321372 (см. рис. 3,д), был найден на 112 итерации, время работы алгоритма – 0,764 сек. Таким образом, ошибка нахождения экстремума в конце работы алгоритма оказалась в пределах ~ 3,28 %. Общее время, затраченное на поиск, составило ~1,5 сек (200 итераций).

На рис. 3 видно, что частицы застревают в препятствиях в левом верхнем и правом нижнем углу. Это обусловлено тем, что вектор движения частиц направлен в сторону финишной точки, а при попытке отражения от стороны препятствий частицы теряют скорость и длина вектора скорости после отражения становится меньше, что не позволяет им выбраться из тупика. Данную проблему можно решить в последующих исследованиях переработкой «локального притяжения» частиц для решения текущей задачи.

Выводы по применению МПЧ.

1. В ходе предварительных исследований алгоритм МПЧ показал достаточно высокую эффективность и скорость поиска кратчайшего пути на рассматриваемой группе статических сцен.
2. Этот результат и динамический характер поисковой процедуры МПЧ позволяет предположить, что он может стать эффективным инструментом для планирования и оптимизации маршрутов в среде с динамически перемещающимися и трансформирующимися препятствиями.
3. Исследования показали, что наибольшие временные затраты при работе МПЧ приходятся на расчёты движений, связанных с отражением частиц от границ области поиска и препятствий, поэтому одним из направлений продолжения исследования и доработки алгоритма должна быть оптимизация модели отражения.

Прокладка и оптимизация маршрутов муравьиным алгоритмом. Исследуемый в этом разделе алгоритм основывается на поведении реальных муравьев в природе. При поиске пищи муравьи (агенты) помечают наиболее удачные маршруты феромоном, что делает их соблазнительными для других муравьев. Этим способом происходит обмен информацией между агентами колонии. Данный механизм называется стигмергией (фр. Stigmergie, англ. Stigmergy) и заключается в спонтанном непрямом взаимодействии между индивидами через оставленные в окружающей среде метки, следы и знаки. Этот механизм положен в основу искусственного муравьиного алгоритма (МА) поиска маршрутов и объектов при наличии критерия их привлекательности.

Основные особенности МА хорошо известны [35, 36]. Как известно, муравьиный алгоритм чаще всего применяется к задачам, реализованным в виде графа [37, 38]. По этой причине, его чаще используют в транспортно-логистической сфере. Несмотря на это он применяется и в других областях [39–41], где также дает конкурентоспособные результаты.

В данном разделе статьи исследуется возможность применения МА к задаче построения и оптимизации маршрута от пункта А (гнездо) до пункта Б (пища) в двумерном пространстве с препятствиями. В основе описываемого метода лежит классическая реализация МА, применяемая к задачам на графе [42–44], но с некоторыми дополнениями [30]. Модель МА описанную в работе [30] подверглась некоторым изменениям, так как в данном случае нам известны точки старта и финиша и имеются препятствия, которые необходимо обходить при построении маршрута.

В начале поиска оптимального маршрута все рассматриваемое пространство делится на небольшие равные фрагменты. Все построенные фрагменты наделяются некоторым положительным количеством феромона. Муравьи инициализируются в точке старта, откуда и начинают свое движение.

Движение осуществляется на основе вероятностной оценки перспективности их перехода в соседние фрагменты [42–44]. Вероятность перехода в определенный фрагмент зависит от двух критериев: от «опыта» предыдущих муравьев и от «жадной» составляющей МА. Опытом предыдущих муравьев является уровень феромона оставленный на фрагментах путей. Жадный алгоритм заключается в приня-

тии локально оптимальных решений на каждом этапе, допуская, что конечное решение также окажется оптимальным. Жадной составляющей в классической реализации МА является расстояние между вершинами в графе. Чем ближе рассматриваемая вершина, тем выше вероятность перемещения в нее. В данной реализации МА в качестве вершин выступают фрагменты рассматриваемой области, поэтому стандартный критерий расстояния пришлось изменить. Было принято решение, заменить расстояние между фрагментами на угол между векторами [45], направленными из точки нахождения муравья к финишу и в точку возможного перемещения. Чем меньше угол, тем выше вероятность перемещения в данный фрагмент. Таким образом, предпочтительными будут выступать те фрагменты, которые расположены ближе к финишу.

При достижении муравьем финиша на всем его пути увеличивается определенное количество феромона [35–38], при этом на всем пространстве происходит его испарение (уменьшение). Как только произошло обновление феромона, муравей меняет свою цель с «пищи» на «колонию», и используя тот же алгоритм устремляется к точке старта. Когда муравей достигнет колонии, он снова направится к «пище» и произойдет очередное обновление уровня феромона.

Точкой останова МА могут быть различные условия, такие как, например: количество посещений агентами точки финиша, задаваемое оператором количество итераций, минимальное улучшение результата, и др. В данном первом исследовании использовалось заданное количество итераций. За каждую такую итерацию все муравьи совершают одно перемещение из фрагмента в фрагмент. Это количество стоит подбирать разумно исходя из временного ресурса.

Так как МА был впервые применен к задаче коммивояжера, и самые лучшие результаты данный алгоритм показывает именно в решении графовых задач, задача оптимизации пути в пространстве была приведена к графовому виду, в котором необходимо найти путь между двумя точками. В таком качестве при решении данной проблемы МА будет использован наиболее эффективно.

На основе описанного алгоритма спроектировано и реализовано программное средство «PP_OA_ACO» (Path planning with obstacle avoidance by ant colony optimization). Далее приведен пример работы данного программного средства.

На рис. 4 изображены различные этапы работы программного средства. Большим зеленым кружком условно отмечена старт (колония), синим – финиш (пища). Красным цветом изображены препятствия, т.е. те фрагменты пространства, которые недоступны для построения маршрута. Агенты (муравьи), которые представлены отрезками с кружком на конце, итеративно перемещаются из фрагмента в фрагмент. Цвет агента зависит от направления его движения. Зеленые – те агенты, которые движутся к финишу, синие – возвращающиеся к старту. При достижении своей цели (финиша-пищи), агенты меняют цель и цвет на противоположные.

На рис. 4,а изображен начальный этап алгоритма, на котором агенты находятся в начале процесса построения маршрутов от точки старта до точки финиша. На каждой итерации агенты, изображенные зеленым кружочком, совершают переход из фрагмента в фрагмент, причем, крайнее перемещение отображается зеленой линией (условным хвостом). Как видно из данной иллюстрации, агенты преимущественно стремятся к своей цели, т.е. к финишу.

На рис. 4,б изображен этап, на котором агенты достигают своей цели и продолжают свое движение, но уже в обратном направлении (к старту), при этом меняя свой цвет. Смена цвета используется для наглядности. Данная особенность позволяет наиболее полно симитировать поведение реальных муравьев. Именно так настоящие муравьи совершают сбор пищи. Как только они находят лакомство, они возвращаются обратно в колонию, перенося часть пищи в колонию и помечая свой маршрут феромоном.

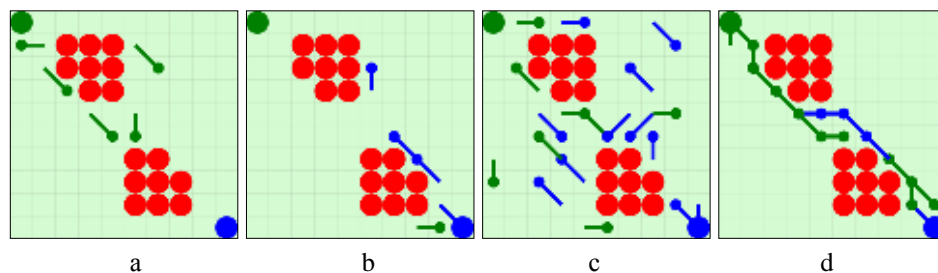


Рис. 4 Этапы работы МА: а – начало работы МА; б – этап смены цели; с – пример с большим количеством агентов; d – пример оптимизированного маршрута

На рис. 4,с изображен пример с большим количеством агентов, для наглядности работоспособности алгоритма. Как видно из данной иллюстрации, практически все рассматриваемое пространство заполнено агентами, при этом они все движется в нужном направлении. Таким образом исследуется все возможные решения, что предотвращает вырождение результата до субоптимального. Со временем, самым популярным станет один единственный маршрут, который и будет являться оптимальным, т.е. кратчайшим. Данная стадия изображена на рис. 4,д. Полученный маршрут является оптимальным и совпадает с эталонным. Данное совпадение вызвано простотой решения условного лабиринта.

Для проверки работоспособности разработанной модификации МА построен лабиринт размерностью 50x50 ячеек. Точка старта расположена в фрагменте с координатами (1; 1), а точка финиша в фрагменте с координатами (50; 50).

На рис. 5,а изображен первый найденный маршрут. Его длина составляет 103 шага. Данный маршрут был получен за ~0,018 секунд. На рис. 5,б изображен наилучший найденный маршрут. Его длина составляет 66 шагов. Данный маршрут был получен за ~1.218 секунд.

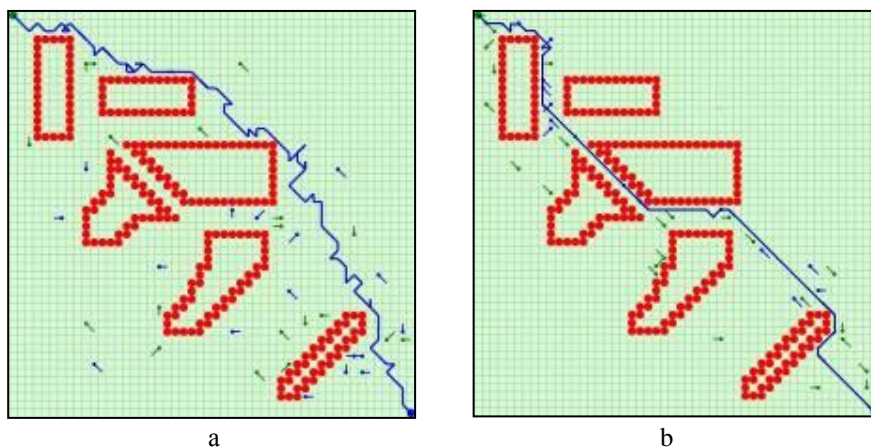


Рис. 5. Результат работы МА в моменты: а – первый найденный маршрут; б – наилучший найденный маршрут

Очевидно, маршрут изображенный на рис. 5,б содержит меньше лишних перемещений, что делает его предпочтительным. Эталонный маршрут в данном лабиринте имеет длину 64 шага. Таким образом, ошибка оценки оптимального мар-

шрута составила 3.125 %. Для повышения точности нахождения оптимума можно либо увеличивать вычислительный ресурс, если это допустимо, либо вводить в алгоритм дополнительные инструменты более эффективного поиска. Предполагается продолжить исследования именно в этом направлении.

Выводы по применению МА.

1. На основе полученных результатов, можно сделать вывод, что МА показал хорошую приспособленность к задаче, и эффективность при ее решении.
2. Затрачиваемое на решение время достаточно мало, и наметились перспективы его алгоритмического сокращения.
3. Поэтому в перспективе предполагается исследовать возможность применения МА к задачам построения оптимального маршрута в среде с динамически меняющимся полем препятствий.

Сравнительный анализ полученных результатов и найденных аналогов.

Все эксперименты, проведенные в данной работе и в работах [3–7] были реализованы на ПК с разными вычислительными мощностями и на тестовых сценах различного уровня сложности. Поэтому ресурсный показатель работы алгоритма не может оцениваться вполне объективно. В связи с этим в табл. 1 приведены только точностные оценки степени оптимизации маршрутов найденными аналогами и методами, описываемыми в данной работе.

Таблица 1

Сводная сравнительная таблица методов

Наименование алгоритма	Источник	Отклонение от оптимального маршрута, %
ЭГА	Данная работа	~14.6 %
МПЧ	Данная работа	~3.28 %
МА	Данная работа	~3.125 %
<i>PSO based Neuro Fuzzy Technique</i>	[3]	~11.1 %
<i>Potential Field Methods</i>	[4]	~14.7 %
<i>Adaptive Navigation</i>	[5]	~27 %
<i>LAO*</i>	[6]	~4 %
<i>A*</i>	[7]	~2.5 %

Заключение.

1. Анализ результатов использования трёх эвристических алгоритмов для решения маршрутно-оптимизационных задач в среде с препятствиями, показал, что два из них: МПЧ и МА вполне действенны и эффективны, не менее, чем втрое превосходя найденные аналоги [3, 4], и не уступают аналогам из [6, 7].
2. Для решения более сложных маршрутно-оптимизационных задач в среде с динамическими препятствиями необходима их существенная методологическая и алгоритмическая доработка, а также структурно-параметрическая оптимизация.
3. Метод ЭГА в силу своей исходно не маршрутной парадигмы наименее эффективен для исследованной задачи, но сравним со средними результатами из рассмотренных аналогов, и вполне оправданно можно рассчитывать, что его доработка позволит его эффективное применение в задачах со статическими препятствиями. В динамических задачах его применение будет вряд ли оправданным.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Пшихопов В.Х.* Интеллектуальное планирование траекторий подвижных объектов в средах с препятствиями / под ред. В.Х. Пшихопова. – М.: Физматлит, 2014. – 350 с.
2. *Заева К., Семенов А.* Система поиска минимального пути в среде с полигональными препятствиями // 24-я Международная конференция по компьютерной графике и зрению: труды конференции. – Ростов-на-Дону, Академия архитектуры и искусств ЮФУ. ГрафиКон'2014. – С. 163-166.
3. *Dutta S.* Obstacle Avoidance of Mobile Robot using PSO-based Neuro Fuzzy Technique // International Journal of Computer Science and Engineering. – 2010. – Vol. 2, No. 2. – P. 301-304.
4. *Koren Y., Borenstein J.* Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation // Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation. – 1991. – P. 1398-1404.
5. *Fujimori A., Nikiforuk P., and Gupta M.* Adaptive navigation of mobile robots with obstacle avoidance // IEEE Transactions on Robotics and Automation. – 1997. – Vol. 13, No. 4. – P. 596-602.
6. *Hansen E.A., Zilberstein S.* LAO*: A heuristic search algorithm that finds solutions with loops // Artificial Intelligence. – 2001. – No. 129. – P. 35-62.
7. *Engineer F.* Fast Shortest Path Algorithms for Large Road Networks // In Proceedings of the 36th Annual ORSNZ Conference, Wellington, New Zealand. 2001.
8. *Каляев И.А., Гайдук А.Р.* Принципы построения систем планирования поведением интеллектуальных роботов на базе однородных нейроподобных структур // Материалы VIII конференции «Экстремальная робототехника». – СПб.: СПбГТУ, 1997. – С. 14-23.
9. *Каляев А.В., Чернухин Ю.В., Носков В.Н., Каляев И.А.* Однородные управляющие структуры адаптивных роботов. – М.: Наука, 1990. – 152 с.
10. *Авотин Е.В. и др.* Динамика планетохода / под ред. Б.Н. Петрова и А.Л. Кемурджиана. – М.: Наука, 1979. – 438 с.
11. *Полуян А.Ю., Марейченко И.В.* Построение бионического поиска для задач об экстремальном пути на основе стратегии адаптации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 58-64.
12. *Чернышев Ю.О., Полуян А.Ю.* Применение бионических алгоритмов для решения задачи о назначении // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 14-22.
13. *Запорожец Д.Ю., Курейчик В.В.* Гибридный алгоритм решения задач транспортного типа // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 80-85.
14. *Chen S., Eshaghian M.M.* A fast recursive mapping algorithm // Department of computer and information science. – New Jersey, USA: New Jersey, 2013. – P. 219-227.
15. *McLean A., Cameron S.* Path planning and collision avoidance for redundant manipulators in 3D // Intelligent Autonomous Systems. – Karlsruhe, Germany: IOS Press, 1995. – P. 381-388.
16. *Старостин Н.В., Панкратова М.А.* Генетический алгоритм решения задачи отображения графа // Вестник ННГУ. – 2013. – № 5-1. – С. 204-209.
17. *Hoefler T., Snir M.* Generic Topology Mapping Strategies for Large-scale Parallel Architectures. – University of Illinois at Urbana-Champaign Urbana. – 2011. – P. 75-85.
18. *Нейдорф Р.А., Полях В.В.* Локализация областей поиска эволюционно-генетического алгоритма при решении задач многоэкстремального характера // Международный научный журнал «Наука. Технологии. Производство». – 2015. – № 5 (9). – С.32-35.
19. *Нейдорф Р.А., Полях В.В.* Метод многоэкстремального поиска с использованием эволюционно-генетического алгоритма и выборочного критерия Стьюдента // Международный научный журнал "Инновационная наука". – 2015. – № 3. – С. 135-139.
20. *Нейдорф Р.А., Полях В.В.* Исследование многоэкстремальных зависимостей с использованием эволюционно генетического метода и одновыборочного критерия Стьюдента // Труды XXVIII Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» – ММТТ-28. – 2015. – Т. 6. – С. 83-87.
21. *Нейдорф Р.А., Черногоров И.В., Полях В.В., Ярахмедов О.Т.* Обнаружение и оценка экстремальных особенностей пространства поиска эвристическими алгоритмами // Сборник тезисов II Всероссийской научно-технической конференции «Теоретические и прикладные проблемы развития и совершенствования автоматизированных системы управления военного назначения». – 2015. – С. 189-190.
22. *Eberhart R.C., Kennedy J.A.* New optimizer, using particle swarm theory // Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995. – P. 39-43.

23. *Kennedy J., Eberhart R.* Particle Swarm Optimization // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway: New Jersey, 1995. – P. 1942-1948.
24. *Shi Y., Eberhart R.C.* A modified particle swarm optimizer // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Piscataway: New Jersey, 1998. – P. 69-73.
25. *Clerc M., Kennedy J.* The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002. – P. 58-73.
26. *Mendes, J. Kennedy, J. Neves.* The fully informed particle swarm: simpler, maybe better // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2004. – Vol. 8, Issue 3. – P. 204-210.
27. *Нейдорф Р.А., Черногоров И.В.* Параметрическая настройка алгоритма поисковой оптимизации методом роящихся частиц с использованием планирования эксперимента // Международный Научный Институт "Educatio". – 2015. – Т. 4, № 2 (9). – С. 44-49.
28. *Нейдорф Р.А., Черногоров И.В.* Расширение функционала метода роящихся частиц кинематической и динамической модификацией алгоритма его реализации // ООО "Aeterna": Сборник статей «Роль науки в развитии общества». – Секция СБ-17. – 2015. – Т. 1. – С. 24-28.
29. *Нейдорф Р.А., Черногоров И.В.* Параметрическое исследование алгоритма роящихся частиц в задаче поиска глобального экстремума // Труды XXVIII Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» – ММТТ-28. – 2015. – Т. 3. – С. 75-59.
30. *Нейдорф Р.А., Черногоров И.В., Полях В.В., Ярахмедов О.Т.* Экспериментальное исследование возможностей решения многоэкстремальных задач оптимизации эвристическими методами // Вестник ДГТУ. – 2015. – Т. 15, № 4 (83). – С. 82-93.
31. *Нейдорф Р.А., Деревянкина А.А.* Методология решения многоэкстремальных задач модифицированным методом роящихся частиц // Инновация, экология и ресурсосберегающие технологии на предприятиях машиностроения, авиастроения, транспорта и сельского хозяйства: труды IX Международной научно-технической конференции. – Ростов-на-Дону: ИЦ ДГТУ, 2010. – С. 328-330.
32. *Нейдорф Р.А., Деревянкина А.А.* Решение многоэкстремальных задач методом делящихся роев // Вестник ДГТУ. – 2010. – Т. 10, № 4 (47). – С. 492-499.
33. *Нейдорф Р.А., Деревянкина А.А.* Решение задач распознавания методом роящихся частиц с делением роя // Известия ЮФУ, Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 21-28.
34. *Нейдорф Р.А., Панков-Козочкин П.А.* Применение эвристических методов оптимизации для задач нейросетевой оперативной коррекции САУ // Сборник трудов IV Международного научно-методического симпозиума "Современные проблемы многоуровневого образования" ММТТ-22. – 2009. – Т. 11. – С. 121-127.
35. *Dorigo M., Gambardella L.M.* Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 1997. – Vol. 1, No. 1. – P. 53-66.
36. *Dorigo M., Di Caro G. & Gambardella L.M.* Ant Algorithms for Discrete Optimization // Artificial Life. – 1999. – No. 5 (2). – P. 137-172.
37. *Кажаров А.А., Курейчик В.М.* Муравьиные алгоритмы для решения транспортных задач // Теория и системы управления. – 2010. – № 1. – С. 30-43.
38. *Штовба С.Д.* Муравьиные алгоритмы // Математика в приложениях. – 2004. – № 4. – С. 70-75.
39. *Toksari M.D.* Ant Colony Optimization for finding the global minimum // Applied Mathematics and Computation. – 2006. – № 176. – P. 308-316.
40. *Liu X., Fu H.* An effective clustering algorithm with ant colony // Journal of Computers. – 2010. – Vol. 5, No. 4. – P. 598-605.
41. *Pang C.Y., Li X.* Apply Ant Colony Algorithm to Search All Extreme Points of Function // 5th IEEE Conf. on industrial Electronics and Applications. – 2009. – P. 1517-1521.
42. *Нейдорф Р.А., Ярахмедов О.Т.* Разработка, оптимизация и анализ параметров классического муравьиного алгоритма при решении задачи коммивояжера в полно-связном графе // Международный научный журнал «Наука. Технологии. Производство». – 2015. – Т. 2, № 3. – С. 18-22.
43. *Нейдорф Р.А., Ярахмедов О.Т.* Статистическое исследование оптимизационных свойств решения классического муравьиным алгоритмом задачи коммивояжера // Международный Научный Институт "Educatio". – 2015. – № 4 (11). – С. 141-144.

44. *Нейдорф Р.А., Ярахмедов О.Т.* Исследование возможностей оптимального решения задачи коммивояжера параметрически оптимизированным муравьиным алгоритмом // Труды XXVIII Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» – ММТТ-28. – 2015. – Т. 6. – 108 с.
45. *Fatemeh K.P., Fardad F., Reza S.N.* Comparing the Performance of Genetic Algorithm and Ant Colony Optimization Algorithm for Mobile Robot Path Planning in the Dynamic Environments with Different Complexities // Journal of Academic and Applied Studies. – 2013. – Vol. 3 (2). – P. 29-44.

REFERENCES

1. *Pshikhopov V.Kh.* Intellektual'noe planirovanie traektoriy podvizhnykh ob"ektov v sredakh s prepyatstviyami [Intelligent trajectories simulating of moving objects in environments with obstacles], ed. by V.Kh. Pshikhopova. Moscow: Fizmatlit, 2014, 350 p.
2. *Zaeva K., Semenov A.* Sistema poiska minimal'nogo puti v srede s poligonal'nymi prepyatstviyami [Minimal path search engine in an environment with polygonal obstacles], 24-ya Mezhdunarodnaya konferentsiya po komp'yuternoy grafike i zreniyu: trudy konferentsii [The 24rd International Conference on Computer Graphics and Vision September 30 – October 3, 2014 Rostov-on-Don, Russia]. Rostov-on-Don, Akademiya arkhitektury i iskusstv YuFU. GrafiKon'2014, pp. 163-166.
3. *Dutta S.* Obstacle Avoidance of Mobile Robot using PSO-based Neuro Fuzzy Technique, *International Journal of Computer Science and Engineering*, 2010, Vol. 2, No. 2, pp. 301-304.
4. *Koren Y., Borenstein J.* Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation, *Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 1991, pp. 1398-1404.
5. *Fujimori A., Nikiforuk P., and Gupta M.* Adaptive navigation of mobile robots with obstacle avoidance, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1997, Vol. 13, No. 4, pp. 596-602.
6. *Hansen E.A., Zilberstein S.* LAO*: A heuristic search algorithm that finds solutions with loops, *Artificial Intelligence*, 2001, No. 129, pp. 35-62.
7. *Engineer F.* Fast Shortest Path Algorithms for Large Road Networks, *In Proceedings of the 36th Annual ORSNZ Conference, Wellington, New Zealand. 2001.*
8. *Kalyaev I.A., Gayduk A.R.* Printsipy postroeniya sistem planirovaniya povedeniem intellektual'nykh robotov na baze odnorodnykh neyropodobnykh struktur [Principles of behavior of construction planning systems intelligent robo-ing on the basis of similar neural structures], *Materialy VIII konferentsii «Ekstremal'naya robototekhnika»* [Materials of the VIII Conference "Extreme Robotics"]. St. Petersburg: SPbGTU, 1997, pp. 14-23.
9. *Kalyaev A.V. Chernukhin Yu.V. Noskov V.N., Kalyaev I.A.* Odnorodnye upravlyayushchie struktury adaptivnykh robotov [Homogeneous control structures of adaptive robots]. Moscow: Nauka, 1990, 152 p.
10. *Avotin E.B. i dr.* Dinamika planetokhoda [Dynamics of Planetary], ed. by B.N. Petrova and A.L. Kemurdzhiana. Moscow: Nauka, 1979, 438 p.
11. *Poluyan A.Yu., Mareychenko I.V.* Postroenie bionicheskogo poiska dlya zadach ob ekstremal'nom puti na osnove strategii adaptatsii [Building a bionic search for problems on the extreme path on the basis of an adaptation strategy], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 58-64.
12. *Chernyshev Yu.O., Poluyan A.Yu.* Primenenie bionicheskikh algoritmov dlya resheniya zadachi o naznachenii [The use of bionic algorithms to solve the problem of the appointment], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 7 (120), pp. 14-22.
13. *Zaporozhets D.Yu., Kureychik V.V.* Gibridnyy algoritm resheniya zadach transportnogo tipa [Hybrid algorithm for solving vehicle type], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 80-85.
14. *Chen S., Eshaghian M.M.* A fast recursive mapping algorithm, *Department of computer and information science*. New Jersey, USA: New Jersey, 2013, pp. 219-227.
15. *McLean A., Cameron S.* Path planning and collision avoidance for redundant manipulators in 3D, *Intelligent Autonomous Systems*. Karlsruhe, Germany: IOS Press, 1995, pp. 381-388.
16. *Starostin N.V., Pankratova M.A.* Geneticheskiy algoritm resheniya zadachi otobrazheniya grafa [Genetic algorithm for displaying a graph], *Vestnik NNGU* [Herald of UNN], 2013, No. 5-1, pp. 204-209.

17. Hoefler T., Snir M. Generic Topology Mapping Strategies for Large-scale Parallel Architectures, University of Illinois at Urbana-Champaign Urbana, 2011, pp. 75-85.
18. Neydorf R.A., Polyakh V.V. Lokalizatsiya oblastey poiska evolyutsionno-geneticheskogo algoritma pri reshenii zadach mnogoekstremal'nogo kharaktera [Search area localization by evolutionary-genetic algorithm in solving tasks with multiextremal character], *Mezhdunarodnyy nauchnyy zhurnal «Nauka. Tekhnologii. Proizvodstvo»* [International scientific journal "Science. Technologies. Production"], 2015, No. 5 (9), pp.32-35.
19. Neydorf R.A. Polyakh V.V. Metod mnogoekstremal'nogo poiska s ispol'zovaniem evolyutsionno-geneticheskogo algoritma i vyborochnogo kriteriya St'yudenta [The method of multiextremal search using an evolutionary-genetic algorithm and selective Student criterion], *Mezhdunarodnyy nauchnyy zhurnal "Innovatsionnaya nauka"* [International Scientific Journal "Innovative science"], 2015, No. 3, pp. 135-139.
20. Neydorf R.A., Polyakh V.V. Issledovanie mnogoekstremal'nykh zavisimostey s ispol'zovaniem evolyutsionno geneticheskogo metoda i odnovyborochnogo kriteriya St'yudenta [The study of multiextremal dependencies using evolutionary-genetic method and one-sample Student's criterion], *Trudy XXVIII Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii «Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh» – MMTT-28* [Proceedings of the XXVIII International Scientific Conference "Mathematical Methods in Engineering and Technology" – MMTT-28], 2015, Vol. 6, pp. 83-87.
21. Neydorf R.A., Chernogorov I.V., Polyakh V.V., Yarakhmedov O.T. Obnaruzhenie i otsenka ekstremal'nykh osobennostey prostranstva poiska evristicheskimi algoritmami [Detection and evaluation extreme features of heuristic algorithm search space], *Sbornik tezisov II Vserossiyskoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii «Teoreticheskie i prikladnye problemy razvitiya i sovershenstvovaniya avtomatizirovannykh sistemy upravleniya voennogo naznacheniya»* [Abstracts of II All-Russian scientific conference "Theoretical and applied problems of development and improvement of auto-disaggregated as military control systems"], 2015, pp. 189-190.
22. Eberhart R.C., Kennedy J.A. New optimizer, using particle swarm theory, *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995*, pp. 39-43.
23. Kennedy J., Eberhart R. Particle Swarm Optimization, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway: New Jersey, 1995*, pp. 1942-1948.
24. Shi Y., Eberhart R.C. A modified particle swarm optimizer, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Piscataway: New Jersey, 1998*, pp. 69-73.
25. Clerc M., Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, pp. 58-73.
26. Mendes, J. Kennedy, J. Neves. The fully informed particle swarm: simpler, maybe better, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, Vol. 8, Issue 3, pp. 204-210.
27. Neydorf R.A. Chernogorov I.V. Parametricheskaya nastroyka algoritma poiskovoy optimizatsii metodom royashchikhsvya chastits s ispol'zovaniem planirovaniya eksperimenta [Parametrical configuration of the algorithm of search optimization by the method of swarm particles using experiment planning], *Mezhdunarodnyy Nauchnyy Institut "Educatio"* [International Research Institute], 2015, Vol. 4, No. 2 (9), pp. 44-49.
28. Neydorf R.A., Chernogorov I.V. Rasshirenie funktsionala metoda royashchikhsvya chastits kinematicheskoy i dinamicheskoy modifikatsiey algoritma ego realizatsii [Functional expansion of swarming particles method by cinematic and dynamic algorithm modification of its realization], *OOO "Aeterna": Sbornik statey «Rol' nauki v razvitiy obshchestva»* [Ltd. "Aeterna", Collection of articles "The role of science in the development of society"]. Sektsiya SB-17, 2015, Vol. 1, pp. 24-28.
29. Neydorf R.A., Chernogorov I.V. Parametricheskoe issledovanie algoritma royashchikhsvya chastits v zadache poiska global'nogo ekstremuma [Parametrical research of algorithm of swarm particles in problem of finding the global extremum], *Trudy XXVIII Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii «Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh» – MMTT-28* [Proceedings of the XXVIII International Scientific Conference "Mathematical Methods in Engineering and Technology" – MMTT-28], 2015, Vol. 3, pp. 75-59.

30. Neydorf R.A., Chernogorov I.V., Polyakh V.V., Yarakhmedov O.T. Eksperimental'noe issledovanie vozmozhnostey resheniya mnogoekstremal'nykh zadach optimizatsii evristicheskimi metodami [Experimental study on solution possibilities of multiextremal optimization problems through heuristic methods], *Vestnik DGTU* [Herald of DSTU], 2015, Vol. 15, No. 4 (83), pp. 82-93.
31. Neydorf R.A., Derevyankina A.A. Metodologiya resheniya mnogoekstremal'nykh zadach modifitsirovannym metodom royashchikhsvya chastits [Methodology solutions multiextremal problems by swarming modified particles], *Innovatsiya, ekologiya i resursosberegayushchie tekhnologii na predpriyatiyakh mashinostroeniya, aviastroeniya, transporta i sel'skogo khozyaystva: trudy IX Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Innovation, ecology and resource-saving technologies at enterprises of machine building, aircraft industry, transport and agriculture: Proceedings of the IX International Scientific and Technical Conference]. Rostov-on-Don: ITs DGTU, 2010, pp. 328-330.
32. Neydorf R.A., Derevyankina A.A. Reshenie mnogoekstremal'nykh zadach metodom delyashchikhsvya roev [The solution of multi tasks by dividing swarms], *Vestnik DGTU* [Herald of DSTU], 2010, Vol. 10, No. 4 (47), pp. 492-499.
33. Neydorf R.A., Derevyankina A.A. Reshenie zadach raspoznavaniya metodom royashchikhsvya chastits s deleniem roya [The solution of problems of recognition by swarming particle swarm division], *Izvestiya YuFU, Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 21-28.
34. Neydorf R.A., Pankov-Kozochkin P.A. Primenenie evristicheskikh metodov optimizatsii dlya zadach neyrosetevoy operativnoy korrektsii SAU [The use of heuristic optimization methods for problems of neural network operative correction SAU], *Sbornik trudov IV Mezhdunarodnogo nauchno-metodicheskogo simpoziuma "Sovremennye problemy mnogourovnevnogo obrazovaniya" MMTT-22* [Proceedings of the IV International scientific-methodological symposium "Current problems of multilevel education" MMTT-22], 2009, Vol. 11, pp. 121-127.
35. Dorigo M., Gambardella L.M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, Vol. 1, No. 1, pp. 53-66.
36. Dorigo M., Di Caro G. & Gambardella L.M. Ant Algorithms for Discrete Optimization, *Artificial Life*, 1999, No. 5 (2), pp. 137-172.
37. Kazharov A.A., Kureychik V.M. Murav'inye algoritmy dlya resheniya transportnykh zadach [Ant algorithms to solve transport problems], *Teoriya i sistemy upravleniya* [Theory and control systems], 2010, No. 1, pp. 30-43.
38. Shovba S.D. Murav'inye algoritmy [Ant algorithms], *Matematika v prilozheniyakh* [Mathematics in Applications], 2004, No. 4, pp. 70-75.
39. Toksari M.D. Ant Colony Optimization for finding the global minimum, *Applied Mathematics and Computation*, 2006, No. 176, pp. 308-316.
40. Liu X., Fu H. An effective clustering algorithm with ant colony, *Journal of Computers*, 2010, Vol. 5, No. 4, pp. 598-605.
41. Pang C.Y., Li X. Apply Ant Colony Algorithm to Search All Extreme Points of Function, *5th IEEE Conf. on industrial Electronics and Applications*, 2009, pp. 1517-1521.
42. Neydorf R.A., Yarakhmedov O.T. Razrabotka, optimizatsiya i analiz parametrov klassicheskogo murav'inogo algoritma pri reshenii zadachi kommnivoyazhera v polnosvyaznom grafe [Design, optimization and analysis of the parameters of classical ant algorithm for solving the traveling salesman problem in a fully-connected graph], *Mezhdunarodnyy nauchnyy zhurnal «Nauka. Tekhnologii. Proizvodstvo»* [International scientific journal "Science. Technologies. Production"], 2015, Vol. 2, No. 3, pp. 18-22.
43. Neydorf R.A., Yarakhmedov O.T. Statisticheskoe issledovanie optimizatsionnykh svoystv resheniya klassicheskim murav'inym algoritmom zadachi kommnivoyazhera [Statistical research optimization properties of solutions of the travelling salesman problem by ant algorithm], *Mezhdunarodnyy Nauchnyy Institut "Educatio"* [International Research Institute], 2015, No. 4 (11), pp. 141-144.

44. Neydorf R.A., Yarakhmedov O.T. Issledovanie vozmozhnostey optimal'nogo resheniya zadachi kommvoyazhera parametricheski optimizirovannym murav'inyim algoritmom [Analysis of abilities of optimal solution of the travelling salesman problem by parametrically optimized ant algorithm], *Trudy XXVIII Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii «Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh» – ММТТ-28* [Proceedings of the XXVIII International Scientific Conference "Mathematical Methods in Engineering and Technology" – ММТТ-28], 2015, Vol. 6, 108 p.
45. Fatemeh K.P., Fardad F., Reza S.N. Comparing the Performance of Genetic Algorithm and Ant Colony Optimization Algorithm for Mobile Robot Path Planning in the Dynamic Environments with Different Complexities, *Journal of Academic and Applied Studies*, 2013, Vol. 3 (2), pp. 29-44.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор С.М. Ковалев.

Нейдорф Рудольф Анатольевич – Донской государственный технический университет; e-mail: ran_pro@mail.ru; 344000, Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1, корп. 1, каб. 397; тел.: +79034722292; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; д.т.н.; профессор.

Полях Виктор Васильевич – e-mail: silvervpolyah@gmail.com; тел.: +79085188909; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; аспирант.

Черногоров Иван Владимирович – e-mail: hintaivr@gmail.com; тел.: +79287655809; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; аспирант.

Ярахмедов Орхан Тахир оглы – e-mail: orhashka@gmail.com; тел.: +79198830232; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; аспирант.

Neydorf Rudolf Anatolevich – Don State Technical University; e-mail: ran_pro@mail.ru; 1-1-397, Gagarin sq., Rostov-on-Don, 344000, Russia; phone: +79034722292; the department of "Software of computer facilities and the automated systems"; dr. of eng. sc.; professor.

Polyakh Viktor Vasilevich – e-mail: silvervpolyah@gmail.com; phone: +79085188909; the department of "Software of computer facilities and the automated systems"; postgraduate student.

Chernogorov Ivan Vladimirovich – e-mail: hintaivr@gmail.com; phone: +79287655809; the department of "Software of computer facilities and the automated systems"; postgraduate student.

Yarakhmedov Orkhan Takhir ogly – e-mail: orhashka@gmail.com; phone: +79198830232; the department of "Software of computer facilities and the automated systems"; postgraduate student.