

Раздел I. Алгоритмы обработки информации

УДК 004.021

DOI 10.18522/2311-3103-2025-5-6-18

Ш.М. Альзубайри, А.А. Петунин, С.С. Уколов

ПЛАНИРОВАНИЕ ПУТИ РОБОТА ДЛЯ НЕСКОЛЬКИХ ЦЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОГО АЛГОРИТМА PRM И AGA

Задачи планирования оптимального пути мобильных роботов особенно активно исследуются в последнее десятилетие. Цель состоит в том, чтобы найти оптимальный или близкий к оптимальному путь от начального терминала до одного или нескольких терминалов в среде с различными препятствиями. С точки зрения минимизации времени перемещения роботов, пройденного расстояния, энергетических затрат или других оптимизационных критериев. В данной работе предлагается гибридный алгоритм, сочетающий алгоритм вероятностной дорожной карты (PRM) и адаптированный генетический алгоритм (AGA) для решения задачи планирования пути с одной или несколькими независимыми целями. В качестве оптимизационного критерия используется длина пути робота. По сравнению с существующими подходами, используемыми в генетических алгоритмах (GA), предлагаемый подход имеет два основных различия. Первое – это представление среды, которое опирается на обработку изображений и морфологические операции, что оказалось более эффективным методом, чем методы на основе клеточного представления. В частности, предложенный способ устраняет необходимость поиска компромисса между точностью и скоростью обработки геометрической информации. Второе – это новая тактика создания начальной популяции генетического алгоритма для ускорения сходимости при наличии нескольких целей. За счёт использования возможностей вероятностного алгоритма дорожной карты. Еще одна особенность реализации алгоритма связана с адекватным (для исследуемой предметной области) выбором числовых параметров, определяющих особенности всех этапов эволюционной стратегии, включая временные затраты на выполнение каждого этапа. В частности, это касается параметров оператора мутации и элитной стратегии. Предложенный алгоритм был протестирован на двух реальных картах с разной степенью сложности. Эффективность алгоритма подтверждена сравнением с результатами планирования пути для тестовых карт, полученными с помощью стандартного генетического алгоритма и алгоритма оптимизации муравьиной колонии. Экспериментальные результаты показывают, что гибридный алгоритм расширяет возможности обычного генетического алгоритма и находит рациональные варианты пути с лучшим значением целевой функции для одной и нескольких целей за гораздо меньшее время, чем другие традиционные реализации GA.

Планирование пути; генетический алгоритм; PRM; мобильные роботы; путь с несколькими целями.

S.M. Alzubairi, A.A. Petunin, S.S. Ukolov

ROBOT PATH PLANNING FOR MULTI-TARGETS BASED ON A HYBRID OF PRM AND AGA ALGORITHM

Optimal path planning problems for mobile robots have been particularly actively studied in the last decade. The goal is to find an optimal or near-optimal path from a starting terminal to one or more terminals in an environment with various obstacles, in terms of minimizing robot travel time, distance traveled, energy costs, or other optimization criteria. In this paper, we propose a hybrid algorithm combining a probabilistic roadmap algorithm (PRM) and an adapted genetic algorithm (AGA) to solve a path planning problem with one or more independent objectives. The robot's path length is used as an optimization criterion. Compared with existing approaches used in genetic algorithms (GAs), the proposed approach has two main differences. The first is the environment representation, which relies on image processing and morphological operations, which has proven to be a more efficient method than methods based on cellular

representation. In particular, the proposed method eliminates the need to find a trade-off between accuracy and speed of processing geometric information. The second is a new tactic for creating an initial population of the genetic algorithm to accelerate convergence in the presence of multiple objectives. By leveraging the capabilities of a probabilistic roadmap algorithm. Another key feature of the algorithm's implementation is the appropriate (for the domain under study) selection of numerical parameters that determine the characteristics of all stages of the evolutionary strategy, including the time required to complete each stage. This applies in particular to the parameters of the mutation operator and the elite strategy. The proposed algorithm was tested on two real-world maps with varying levels of complexity. Its effectiveness was confirmed by comparison with path planning results for test maps obtained using a standard genetic algorithm and an ant colony optimization algorithm. Experimental results demonstrate that the hybrid algorithm expands the capabilities of a conventional genetic algorithm and finds rational path variants with the best objective function value for single and multiple objectives in significantly less time than other traditional GA implementations.

Path planning; genetic algorithm; PRM; mobile robots; multi-goal path.

Введение. В мобильной робототехнике планирование пути роботов является важной задачей, особенно в средах, содержащих препятствия [1]. Поиск подходящего, свободного от столкновений пути для перемещения робота из начальной точки к одной или нескольким целям, которые могут быть независимыми, зависимыми или представлять собой их комбинацию, является основной целью задачи, известной как задача планирования пути роботов. Проблема оптимизации пути предполагает поиск допустимого варианта пути, оптимального или близкого к оптимальному с точки зрения минимизации времени перемещения роботов, пройденного расстояния или других оптимизационных критериев [2]. Общепринятым критерием является длина пройденного пути.

В последнее время для решения задач планирования траектории движения роботов используются как подходы, основанные на известных алгоритмах, так и разрабатываются новые методы. В частности, в [3] предложен метод, основанный на геометрическом описании структуры окружающей среды, который обеспечивает эффективный поиск в пространстве конфигураций и рациональное планирование пути при условии сбалансированности точности и скорости перемещения. В [4] исследователи разработали альтернативный подход к повышению эффективности планирования пути робота и обхода препятствий. Он добавляет температурную составляющую к функции потенциального поля, но его чувствительность к настройке параметров остаётся недостатком. В [5] проектирование пути осуществляется с помощью разработанной модели нейронной сети. Модель формирует веса для каждого соседа в зависимости от препятствия, искомого пути и случайного геометрического графа, что помогает планировать путь и избегать препятствий. Однако этот метод увеличивает вычислительную сложность и приводит к необходимости переобучения. Как известно, эффективность используемых подходов во многом определяется конкретными особенностями и параметрами решаемых задач. Как и в большинстве задач дискретной оптимизации, задачи планирования пути робота обычно связаны с тремя основными трудностями: вычислительная сложность задачи, быстрое схождение алгоритма к нерациональному решению, являющемуся локальным оптимумом, и адаптивность алгоритма.

Генетические алгоритмы (GA) эффективно применяются для решения многочисленных задач оптимизации с момента их появления в 1975 году. Как известно, генетический алгоритм не является жестким детерминированным алгоритмом, а представляет собой множество стохастических стратегий поиска, основанных на эмуляции процессов естественной эволюции и зависящих от конкретной реализации. То же самое касается и других метаэвристик. В частности, в [6–8] описаны примеры реализации метаэвристических алгоритмов и выбор их числовых параметров применительно к решению некоторых прикладных задач. Успех GA во многих приложениях можно объяснить возможностью применения функций параллельного поиска и быстрым нахождением множеств допустимых решений, содержащих рациональные и близкие к оптимальным решения [9]. Неудивительно, что генетические алгоритмы используются так же для планирования маршрутов мобильных роботов. В частности, в [10] был предложен усовершенствованный генетический алгоритм. Новая модель использует оценку приспособленности каждой

клетки в среде для непосредственного управления процессом инициализации популяции, что сокращает количество непрактичных путей. Однако подход, основанный на клетках, оставляет (не в полной мере решённой) проблему необходимости поддержки баланса между точностью и скоростью обработки информации. В [11] был представлен новый генетический метод, основанный на знаниях, для построения пути, избегающего столкновений в сложной среде. Он использует пять операторов, специфичных для конкретной ситуации, в дополнение к методу локального поиска; однако это преимущество достигается за счёт увеличения временных затрат. Модифицированный алгоритм оптимизации колонии муравьёв и генетический алгоритм (MACOGA), новый метод оптимизации, представленный в [12], предназначен для эффективной навигации в пространстве сетки, но не подходит для больших карт. Кроме того, АСО по-прежнему требует корректировки параметров. Ниже описаны две важные особенности в традиционных подходах GA к планированию движения роботов:

1) Используя подходы, основанные на ячейках, среда делится на двумерную матрицу, где каждая ячейка окрашивается в чёрный цвет, если присутствует препятствие, или в белый цвет, если она пуста. При таком разделении должен быть компромисс между скоростью и точностью обработки информации. Если мы хотим иметь быстрый планировщик, то использование крупнозернистых ячеек приведет к неправильному распознаванию свободных и занятых ячеек, что приведет к нерациональному варианту пути. Для эффективного проектирования близкого к оптимальному пути, необходимо использовать мелкозернистые ячейки, чтобы точно находить свободные и занятые ячейки. Это касается широко используемой методологии композитно-пространственной карты [13,14].

2) Существующие подходы сначала генерируют начальную популяцию некоторых путей, независимо от того, являются ли они осуществимыми или нет. Эта случайная популяция может замедлить скорость сходимости, что может привести к нахождению подходящего пути в более высоких поколениях [15].

В данной статье предлагается гибридный вероятностный метод дорожной карты и алгоритма адаптивного GA для планирования пути с одной или несколькими независимыми целями. Подход основан на обработке изображений и морфологических операциях для определения объектов вместо обычных подходов на основе клеток, что устраняет необходимость компромисса между точностью и скоростью при отображении окружающей среды.

Кроме того, метод предлагает новый способ создания начальной популяции традиционного алгоритма GA, который находит путь без столкновений приемлемого качества с использованием метода вероятностной дорожной карты (PRM) [16, 17], который ускоряет сходимость и находит рациональный (или почти оптимальный) путь за меньшее количество поколений.

Остальная часть статьи организована следующим образом: Раздел 1 содержит описание решаемой задачи. Раздел 2 описывает предлагаемую методологию. В разделе 3 представлен анализ экспериментальных результатов. В разделе 4 приводятся выводы и рекомендации по дальнейшей работе.

1. Постановка задачи. В данной статье рассматриваются два типа задач. Первый тип – это планирование пути с одной целью, где каждый возможный путь состоит из начального узла, целевого узла и нескольких промежуточных узлов. Второй тип – это планирование пути для нескольких независимых целей, где возможный путь включает как минимум один начальный узел, несколько независимых целей и несколько промежуточных узлов между начальным узлом и первым целевым узлом, а также между любыми двумя целевыми узлами.

1.1. В работе используются следующие предположения

1. Целью является нахождение оптимального, близкого к оптимальному или рационального пути с учетом пройденного роботом расстояния в качестве критерия оптимизации. В случае, когда оценка близости полученного решения к оптимальному невозможна, рациональность полученного решения определяется исходя из других критериев (сравнение со значениями, полученными другими алгоритмами, технологичности пути, адекватностью времени получения решения и др.)

2. Все среды статичны.
3. Предполагается, что вся информация об окружающей среде известна заранее.
4. Мобильный робот рассматривался как точка, граница препятствия состоит из его фактических геометрических границ плюс минимальное расстояние, которое необходимо роботу для обеспечения безопасности [18].

1.2. Математическая постановка задачи планирования пути для одной и/или нескольких целей. В качестве математической модели, с помощью которой можно сформулировать задачу планирования пути как задачу оптимизации, направленную на поиск кратчайшего пути, можно, например, использовать модель МІР (Mixed Integer Program):

Пусть x_{ij} – двоичная переменная ($x_{ij} \in \{0,1\}$) принимающая значение 1, если путь робота содержит перемещение от цели i до цели j , и 0 в противном случае. Пусть также d_{ij} – расстояние между целями i и j .

Целевая функция:

Минимизировать функцию $\sum_i \sum_j d_{ij} * x_{ij}$

при условии:

$\sum_i x_{ij} = 1$ (для каждой цели j), $\sum_j x_{ij} = 1$ (для каждой цели i)

2. Предлагаемая методология: гибридная вероятностная дорожная карта и адаптированный генетический алгоритм. 2.1. Представление окружающей среды (построение карты). В работе для чтения реалистичных карт и описания данных о среде перемещения робота использовался метод обработки изображений на основе морфологических операций. На первом этапе метода обрабатываются данные двумерного изображения карты в формате jpg. Далее полученная информация о цвете пикселей преобразуется в оттенки серого, а затем в двоичное черно-белое изображение. При необходимости степень затемнения увеличивается. На третьем этапе на изображении определяется форма и размеры препятствий. Специальный алгоритм определяет их границы посредством морфологических операций, и заполняется области препятствий черным цветом [19].

Этапы метода:

1. Чтение карты в формате JPG.
2. Преобразование изображение в оттенки серого, а затем – в двоичное изображение.
3. Определение структурных элементов.
4. Применение функции эрозию (морфологическая операция).
5. Инвертирование бинарного изображения.
6. Определение внешних границ препятствий в бинарном изображении.
7. Определение внутренних границ препятствия, внутри которых также могут быть другие объекты.
8. Формирование новой бинарной карты.
9. Отображение карты.

2.2. Представление пути (представление хромосомы). В предлагаемом алгоритме проектирования пути робота путь может содержать начало и одну цель, или начало и несколько (n) целей $\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$, которые могут появляться в любом порядке. Пути рассматриваются как хромосомы разной длины, а гены представляли собой узлы путей (декартовы точки на плоскости). Хромосома в общем виде представляется в виде списка пар $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, где (x_0, y_0) – начальная точка, а (x_n, y_n) – конечная точка. Мы также предполагаем, что (x_i, y_i) и (x_{i+1}, y_{i+1}) соединены отрезком прямой.

2.3. Начальная популяция. Как уже отмечалось выше, предлагаемый в работе алгоритм имеет различие с другими существующими генетическими алгоритмами в способе генерации начальной популяции.

Обычные генетические алгоритмы генерируют пути от начальной точки до цели, не принимая во внимание, могут ли пути сталкиваться с препятствиями, что увеличивает количество генераций и время, необходимое для достижения наилучшего решения (пути). Предлагаемый подход генерирует только возможные (допустимые) пути: во-первых, он использует алгоритм PRM для построения возможных путей (основная функция PRM – поиск пути без столкновений и с приемлемым качеством). Три основных шага PRM [20] следующие: (1) создание случайных контрольных точек в свободном пространстве конфигураций; (2) соединение этих точек для формирования единого графа путем соединения ребер, пересекающих свободное пространство; и (3) нахождения кратчайшего пути между начальной и целевой вехами.

Шаги предлагаемого алгоритма:

1. Инициализировать пустой граф G .
2. В пространстве конфигураций сгенерировать случайные узлы и найти недопустимые случаи, когда узлы размещены внутри границ препятствий.
3. Добавить допустимые узлы в граф G .
4. Соединить соседние узлы в G с помощью локальных планировщиков и проверить наличие столкновений.
5. Добавить свободные от столкновений ребра в граф G .
6. Повторить шаги 2–5, пока в G не будет добавлено достаточное количество узлов и соединений.
7. Использовать метод планирования пути (например, алгоритм Дейкстры или A^*), чтобы определить маршрут от начальной точки до цели.

PRM генерирует путь с начальной и целевой точкой, если присутствует только одна цель. Однако, если присутствует несколько целей, необходимо использовать другую тактику. PRM следует применять между начальной точкой и каждой целью, а также между каждой целью и оставшимися целями, по крайней мере, три раза. В результате будут созданы три сегментные линии между каждой целью и начальной точкой, а также между каждой целью и другой целью. Затем эти линии необходимо соединить таким образом, чтобы создать возможные пути с начальной точкой и всеми целями в случайной последовательности. Цели не должны повторяться более одного раза в любом пути, что создает популяцию GA. Несмотря на отсутствие столкновений, пути, созданные PRM, могут иметь крутые повороты и не являются допустимыми путями. Чтобы найти путь, который допустим, мы должны теперь уточнить их, используя некоторые генетические операторы в нескольких поколениях, чтобы достичь оптимального или почти оптимально-го/рационального пути среди множества допустимых.

2.4. Целевая функция. Качество путей оценивается и определяется с помощью функции пригодности. Поскольку каждый путь является допустимым, то единственным оптимизационным критерием остается длина пути f .

$$f = 1 / \sum_{i=1}^n d_i,$$

где d_i , – эвклидова длина пути [21]:

$$d_i = \sqrt{(x_{(i+1)} - x_i)^2 + (y_{(i+1)} - y_i)^2},$$

здесь x_i и x_{i+1} – X-координаты i -ой и $(i+1)$ -ой точки пути P соответственно. Аналогично, y_i и y_{i+1} – Y-координаты i -ой и $(i+1)$ -ой точки пути P .

2.5. Схема алгоритма. Схема алгоритма представлена на рис. 1.

2.5.1 Оператор отбора. Известно, что идея «выживания наиболее приспособленных» особей служит основой для операторов отбора в GA [22]. Особи, имеющие более высокое значение приспособленности, имеют высокую вероятность быть отобранными для следующего поколения этим оператором. Существует несколько методов отбора. В этой работе был применен метод отбора на основе «колеса рулетки».

2.5.2. *Оператор кроссовера.* Две родительские хромосомы обмениваются информацией друг с другом через оператор кроссовера, чтобы произвести двух потомков для следующего поколения. Каждый путь может иметь множество целевых узлов, расположенных в случайном порядке в дополнение к начальному узлу. В этом случае путь необходимо разделить на сегменты, равные количеству его целей, прежде чем можно будет выполнить операцию кроссовера. Затем, как указано в [23], выполняется одноточечный кроссинговер между сегментами пути выбранных путей, если они принадлежат либо к первому, либо ко второму случаю. Затем вновь созданные сегменты пути объединяются и перестраиваются в соответствии с исходным порядком путей. С другой стороны, одноточечное скрещивание выполняется немедленно без необходимости деления и слияния, когда путь имеет одну цель.



Рис. 1. Схема предлагаемого гибридного алгоритма

2.5.3. *Оператор мутации.* Чтобы исследовать пространство решений и избежать попадания в ловушку локальных оптимумов, оператор мутации добавляет некоторое генетическое разнообразие в популяцию [24]. В этой работе оператор мутации будет выбирать узел из пути случайным образом (но не начальную или целевую точки), и генерировать несколько точек вокруг выбранного узла. Затем оператор выбирает один из сгенерированных узлов на основе значения функции приспособленности для пути.

2.6. *Элитная стратегия.* При кроссинговере или мутации хромосомы могут быть изменены; лучшая хромосома из предыдущего поколения может быть потеряна; поэтому цель элитной стратегии – сохранить ее в текущем поколении [25]. Предлагаемый алгоритм сохраняет 10% лучших хромосом.

2.7. *Условие завершения.* Поскольку для GA нет общих стандартов остановки процесса поиска оптимального решения [26], то условие завершения определяется разработчиком исходя из особенностей решаемой задачи. В данной реализации алгоритма условием завершения является превышение предельного числа поколений, а именно, 100.

3. Эксперименты и результаты. Проведено два вычислительных эксперимента (один – для планирования пути робота с одной целью), и второй – с несколькими целями. Результаты эксперимента для одной цели приведены в разделе 3.1 вместе со сравнением производительности предлагаемого подхода с традиционным GA и оптимизацией по алгоритму муравьиной колонии (ACO). Раздел 3.2 содержит результаты расчета для нескольких целей. Для проведения всех экспериментов использовался ноутбук, оснащенный процессором Core (TM) i7-11800H и 16 ГБ оперативной памяти.

3.1. Экспериментальные результаты пути робота с одной целью. Чтобы продемонстрировать осуществимость и эффективность предлагаемого подхода, проведены имитационные эксперименты на двух реальных картах с разной степенью сложности. Две реальные карты первоначально были спроектированы как векторные 2D изображения с помощью программы AutoCAD, затем они были преобразованы в растровый формат JPG. Результат обработки изображений по описанному в разделе 2.1 алгоритму приведен на рис. 2,а–в и 3,а–в. Затем алгоритм PRM был использован для генерации возможных путей; после этого адаптированный GA использовал эти пути как популяцию и использовал их для создания наилучшего рационального варианта пути. На рис. 4,а и 5,а на обеих картах показаны пути, полученные с помощью описанного в статье алгоритма,



Рис. 2. Представления сложной карты

Алгоритм PRM сгенерировал 1000 узлов для всех экспериментов моделирования на обеих картах. Разумеется, число узлов существенно влияет на время вычислений. Данное число было выбрано для обеспечения необходимого качества расчета и получения рационального варианта пути.

Параметры управления для адаптированного GA:

- ◆ Количество поколений: 100.
- ◆ Размер популяций: 10.
- ◆ Вероятность кроссовера: 0,85.
- ◆ Вероятность мутации: 0,01.

Размер обеих карт составляет (10 м на 10 м). Большой круг представляет начальную точку, а маленький круг представляет целевую точку. Прямые линии представляют возможные пути, сгенерированные алгоритмом PRM, а пунктирная линия представляет наилучшее решение (путь), полученное AGA. Как показано на рис. 4,а и 5,а, разработанный гибридный алгоритм формирует рациональные варианты пути без столкновений. Более того, как показано на рис. 4,б и 5,б, процесс моделирования с использованием алгоритма PRM AGA обеспечил получение рациональных вариантов путей за 23 итерации, вместо максимального установленного количества итераций, равным 100.



Рис. 3. Представления простой карты

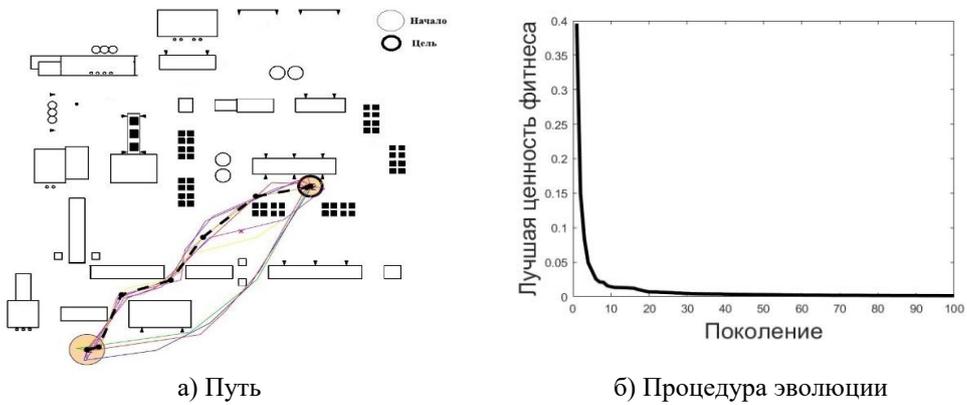


Рис. 4. Результаты расчёта для сложной карты

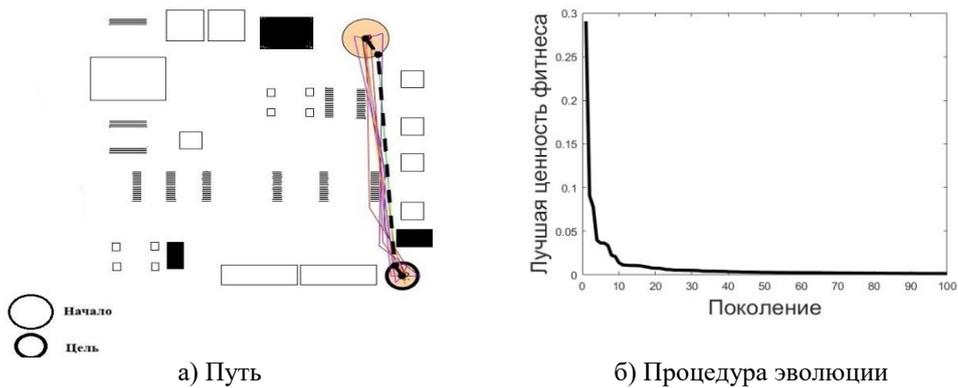


Рис. 5. Результаты расчёта для простой карты

Эффективность предлагаемого подхода иллюстрирует табл. 1, в которой показаны результаты расчета в сравнении с традиционным GA [27] и ACO [28] в сложной среде (табл. 1).

Таблица 1

Сравнение производительности

	PRM AGA	GA	ACO
Время/сек.	105	265	981
Значение приспособленности	0,0037	0,0026	0,0035

Как видно из табл. 1, PRMAGA на выбранных картах работает быстрее традиционных GA и ACO; время выполнения уменьшилось на 60,38% по сравнению с GA и на 89,3% – по сравнению с алгоритмом ACO. Предложенный гибридный алгоритм также обеспечил лучшее значение приспособленности, чем два других: 42,31% и 5,71% по сравнению с алгоритмами GA и ACO соответственно.

3.2. Экспериментальные результаты пути робота, содержащего несколько целей. Предложенный подход применен также к сложным и простым картам в случае планирования пути с несколькими независимыми целями. Экспериментальные результаты показаны на рис. 6, а, б и 7, а, б, которые представляют сложную среду и простую среду соответственно. На рис. 6 и 7 показаны пути, спроектированные с помощью предложенного подхода в обеих средах и с различным количеством целей. Значения различных видов вероятности для всех операторов считаются одинаковыми, как указано в разделе 3.1.

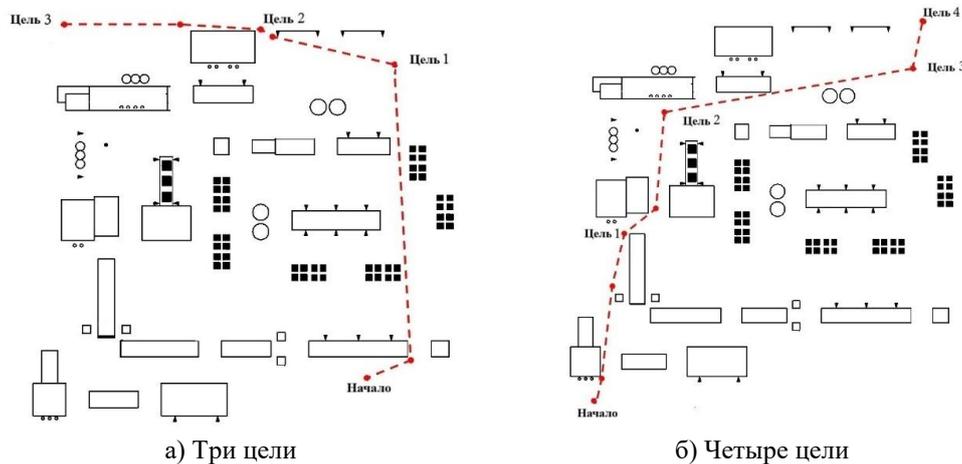


Рис. 6. Путь по сложной карте с одним стартом

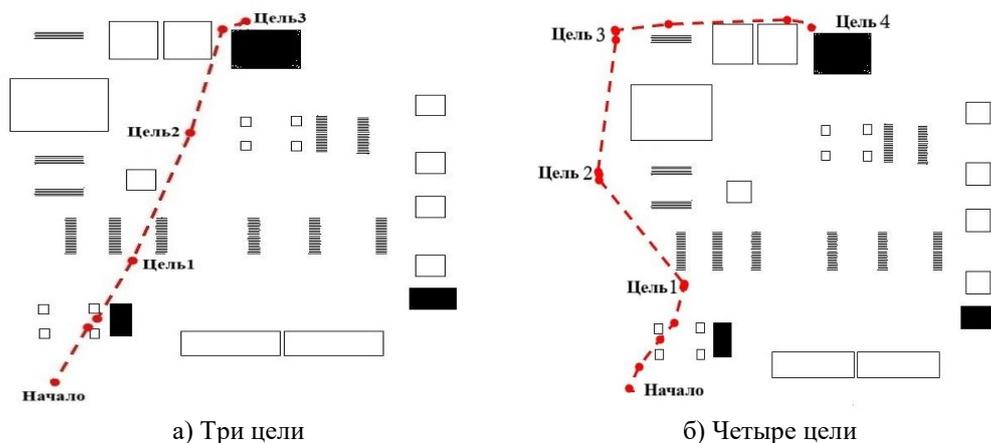


Рис. 7. Путь по простой карте с одним стартом

Экспериментальные результаты демонстрируют адекватность разработанного подхода как в простых, так и в сложных средах с различным количеством независимых целей. Этот факт доказывает, что предлагаемая стратегия масштабируется в зависимости от количества независимых целей, размера среды и ее сложности.

Заключение. В статье предложен новый подход и гибридный алгоритма PRM и AGA для планирования пути мобильных роботов, имеющих одну или несколько независимых целей. Как показывает вычислительный эксперимент, предлагаемый алгоритм, удваивает на выбранных тестах эффективность традиционных существующих методов на основе ГА. При обработке информации о картах предлагаемый подход опирается на морфологические процедуры. Предложен новый алгоритм формирования начальной популяции, состоящей полностью из путей без столкновений, что ускоряет эволюционный процесс и позволяет проектировать рациональные пути с одной или несколькими целями за меньшее время. В дальнейшем необходимо провести более расширенный вычислительный эксперимент. Предложенный подход также может быть реализован в будущем для использования в неизвестной среде и с динамическими препятствиями или целями.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Pshikhopov V., Medvedev M., Kostjukov V., Houssein F., and Kadhim A.* Trajectory planning algorithms in two-dimensional environment with obstacles // Информатика и автоматизация. – 2022. – Vol. 21, No. 3. – P. 459-492.
2. *Cui J., Wu L., Huang X., Xu D., Liu C., and Xiao W.* Multi-strategy adaptable ant colony optimization algorithm and its application in robot path planning // Knowledge-Based Syst. – 2024. – Vol. 288. – P. 111459.
3. *Lacevic B. and Osmankovic D.* Improved C-space exploration and path planning for robotic manipulators using distance information // in 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2020. – P. 1176-1182.
4. *Fan X., Guo Y., Liu H., Wei B., and Lyu W.* Improved artificial potential field method applied for AUV path planning // Math. Probl. Eng. – 2020. – Vol. 2020, No. 1. – P. 6523158.
5. *Diao X., Chi W., and Wang J.* Graph Neural Network Based Method for Robot Path Planning // Biomimetic Intelligence and Robotics. – 2024. – Vol. 4, No. 1, article no. 100147.
6. *Цыганков В.А., Шабалина О.А., Катаев А.В.* Исследование воздействия размера популяции на производительность генетического алгоритма // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 3.
7. *Гладков Л.А., Кравченко Ю.А., Курейчик В.В., Родзин С.И.* Интеллектуальные системы: модели и методы метаэвристической оптимизации: монография. – Чебоксары: Среда, 2024. – 228 с.
8. *Кравченко Д.Ю., Кулиева Н.В., Новикова Ю.С., Анчиков М.И.* Структуризация информации на основе комбинации генетического, роевого и обезьяньего алгоритмов // Известия КБНЦ РАН. – 2019. – № 5 (91). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/strukturalizatsiya-informatsii-na-osnove-kombinatsii-geneticheskogo-roevogo-i-obezyaniyego-algoritmov> (дата обращения: 26.10.2025).
9. *Liu L., Wang X., Yang X., Liu H., Li J., and Wang P.* Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect // Expert Syst. Appl. – 2023. – Vol. 227. – P. 120254.
10. *Ab Wahab M.N., Nazir A., Khalil A., Ho W.J., Akbar M.F., M. Noor M.H.M., et al.* Improved Genetic Algorithm for Mobile Robot Path Planning in Static Environments // Expert Systems with Applications. – 2024. – Vol. 249, Part C, article no. 123762.
11. *Li J., Hu Y., and Yang S.X.* A Novel Knowledge-Based Genetic Algorithm for Robot Path Planning in Complex Environments // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2025. – Vol. 29, No. 2. – P. 375-389.
12. *Heng H. and Rahiman W.* ACO-GA-Based Optimization to Enhance Global Path Planning for Autonomous Navigation in Grid Environments // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2025. – P. 1-15.
13. *Sarkar R., Barman D., and Chowdhury N.* Domain knowledge based genetic algorithms for mobile robot path planning having single and multiple targets // J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci. – 2022. – Vol. 34, No. 7. – P. 4269-4283. – doi: 10.1016/j.jksuci.2020.10.010.
14. *Bandi S. and Thalmann D.* Space discretization for efficient human navigation // in Computer Graphics Forum, Wiley Online Library. – 1998. – P. 195-206.
15. *Mahjoubi H., Bahrami F., and Lucas C.* Path planning in an environment with static and dynamic obstacles using genetic algorithm: a simplified search space approach // in 2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE, 2006. – P. 2483-2489.

16. Van Truc T. and Korikov A.M. Path planning for mobile objects based on modification of the probabilistic roadmap method // Vestn. Tomsk. Gos. Univ. - Upr. Vychislitel'naya Tekhnika i Inform. – 2024. – No. 67. – P. 106-115. – doi: 10.17223/19988605/67/11.
17. Li Q., Xu Y., Bu S., and Yang J. Smart vehicle path planning based on modified PRM algorithm // Sensors. – 2022. – Vol. 22, No. 17. – P. 6581.
18. Hu Y. and Yang S.X. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot // in IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004, IEEE, 2004. – P. 4350-4355.
19. Azabairi S., Petunin A., Alwan H.L., Msallam M.M., and Humaidi A. Dynamic Processing 2D Maps Method for Robot's Trajectory Planning // Proc. Eng. Technol. Innov. – 2025. – Vol. 30. – P. 79-89.
20. Huang Y., Wang H., Han L., and Xu Y. Robot path planning in narrow passages based on improved PRM method // Intell. Serv. Robot. – 2024. – P. 1-12.
21. Liu J., Fu M., Liu A., Zhang W., and Chen B. A Homotopy Invariant Based on Convex Dissection Topology and a Distance Optimal Path Planning Algorithm // IEEE Robot. Autom. Lett. – 2023.
22. Sarkar R., Barman D., and Chowdhury N. A cooperative co-evolutionary genetic algorithm for multi-robot path planning having multiple targets // in Computational Intelligence in Pattern Recognition: Proceedings of CIPR 2019. – Springer, 2020. – P. 727-740.
23. Tuncer A. and Yildirim M. Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm // Comput. Electr. Eng. – 2012. – Vol. 38, No. 6. – P. 1564-1572.
24. Alabbadi A. and Kanan A. Genetic Algorithm-Based Path Planning for Autonomous Mobile Robots // in 2023 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT), IEEE, 2023. – P. 177-180.
25. Yao Z. and Xu Y. An improved genetic algorithm for robot path planning // J. Comput. Methods Sci. Eng. – 2024. – Vol. 24, No. 3. – P. 1331-1340.
26. Murthy C.A. and Chowdhury N. In search of optimal clusters using genetic algorithms // Pattern Recognit. Lett. – 1996. – Vol. 17, No. 8. – P. 825-832.
27. Qu H., Xing K., and Alexander T. An improved genetic algorithm with co-evolutionary strategy for global path planning of multiple mobile robots // Neurocomputing. – 2013. – Vol. 120. – P. 509-517. – doi: 10.1016/j.neucom.2013.04.020.
28. Dorigo M., Maniezzo V., and Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents // IEEE Trans. Syst. man, Cybern. – 1996. – Part b. – Vol. 26, No. 1. – P. 29-41.

REFERENCES

1. Pshikhopov V., Medvedev M., Kostjukov V., Houssein F., and Kadhim A. Trajectory planning algorithms in two-dimensional environment with obstacles, *Informatika i avtomatizatsiya* [Computer Science and Automation], 2022, Vol. 21, No. 3, pp. 459-492.
2. Cui J., Wu L., Huang X., Xu D., Liu C., and Xiao W. Multi-strategy adaptable ant colony optimization algorithm and its application in robot path planning, *Knowledge-Based Syst.*, 2024, Vol. 288, pp. 111459.
3. Lacevic B. and Osmankovic D. Improved C-space exploration and path planning for robotic manipulators using distance information, in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, 2020, pp. 1176-1182.
4. Fan X., Guo Y., Liu H., Wei B., and Lyu W. Improved artificial potential field method applied for AUV path planning, *Math. Probl. Eng.*, 2020, Vol. 2020, No. 1, pp. 6523158.
5. Diao X., Chi W., and Wang J. Graph Neural Network Based Method for Robot Path Planning, *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 2024, Vol. 4, No. 1, article no. 100147.
6. Tsygankov V.A., SHabalina O.A., Kataev A.V. Issledovanie vozdeystviya razmera populyatsii na bystrodeystvie geneticheskogo algoritma [Study of the impact of population size on the performance of a genetic algorithm], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 3.
7. Gladkov L.A., Kravchenko Yu.A., Kureychik V.V., Rodzin S.I. Intellektual'nye sistemy: modeli i metody metaevristicheskoy optimizatsii: monografiya [Intelligent systems: models and methods of metaheuristic optimization: monograph]. Cheboksary: Sreda, 2024, 228 p.
8. Kravchenko D.Yu., Kulieva N.V., Novikova Yu.S., Anchekov M.I. Strukturizatsiya informatsii na osnove kombinatsii geneticheskogo, roevogo i obez'yan'ego algoritmov [Information structuring based on a combination of genetic, swarm and monkey algorithm], *Izvestiya KBNTS RAN* [Bulletin of the KBSC RAS], 2019, No. 5 (91). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/strukturizatsiya-informatsii-na-osnove-kombinatsii-geneticheskogo-roevogo-i-obezyaniyego-algoritmov> (accessed 26 October 2025).

9. Liu L., Wang X., Yang X., Liu H., Li J., and Wang P. Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect, *Expert Syst. Appl.*, 2023, Vol. 227, pp. 120254.
10. Ab Wahab M.N., Nazir A., Khalil A., Ho W.J., Akbar M.F., M. Noor M.H.M., et al. Improved Genetic Algorithm for Mobile Robot Path Planning in Static Environments, *Expert Systems with Applications*, 2024, Vol. 249, Part C, article no. 123762.
11. Li J., Hu Y., and Yang S.X. A Novel Knowledge-Based Genetic Algorithm for Robot Path Planning in Complex Environments, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, Vol. 29, No. 2, pp. 375-389.
12. Heng H. and Rahiman W. ACO-GA-Based Optimization to Enhance Global Path Planning for Autonomous Navigation in Grid Environments, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, pp. 1-15.
13. Sarkar R., Barman D., and Chowdhury N. Domain knowledge based genetic algorithms for mobile robot path planning having single and multiple targets, *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.*, 2022, Vol. 34, No. 7, pp. 4269-4283. doi: 10.1016/j.jksuci.2020.10.010.
14. Bandi S. and Thalmann D. Space discretization for efficient human navigation, in *Computer Graphics Forum, Wiley Online Library*, 1998, pp. 195-206.
15. Mahjoubi H., Bahrami F., and Lucas C. Path planning in an environment with static and dynamic obstacles using genetic algorithm: a simplified search space approach, in *2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE, 2006*, pp. 2483-2489.
16. Van Truc T. and Korikov A.M. Path planning for mobile objects based on modification of the probabilistic roadmap method, *Vestn. Tomsk. Gos. Univ. Upr. Vychislitel'naya Tekhnika i Inform.*, 2024, No. 67, pp. 106-115. doi: 10.17223/19988605/67/11.
17. Li Q., Xu Y., Bu S., and Yang J. Smart vehicle path planning based on modified PRM algorithm, *Sensors*, 2022, Vol. 22, No. 17, pp. 6581.
18. Hu Y. and Yang S.X. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot, in *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004, IEEE, 2004*, pp. 4350-4355.
19. Azubairi S., Petunin A., Alwan H.L., Msallam M.M., and Humaidi A. Dynamic Processing 2D Maps Method for Robot's Trajectory Planning, *Proc. Eng. Technol. Innov.*, 2025, Vol. 30, pp. 79-89.
20. Huang Y., Wang H., Han L., and Xu Y. Robot path planning in narrow passages based on improved PRM method, *Intell. Serv. Robot.*, 2024, pp. 1-12.
21. Liu J., Fu M., Liu A., Zhang W., and Chen B. A Homotopy Invariant Based on Convex Dissection Topology and a Distance Optimal Path Planning Algorithm, *IEEE Robot. Autom. Lett.*, 2023.
22. Sarkar R., Barman D., and Chowdhury N. A cooperative co-evolutionary genetic algorithm for multi-robot path planning having multiple targets, in *Computational Intelligence in Pattern Recognition: Proceedings of CIPR 2019*. Springer, 2020, pp. 727-740.
23. Tuncer A. and Yildirim M. Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm, *Comput. Electr. Eng.*, 2012, Vol. 38, No. 6, pp. 1564-1572.
24. Alabbadi A. and Kanan A. Genetic Algorithm-Based Path Planning for Autonomous Mobile Robots, in *2023 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT), IEEE, 2023*, pp. 177-180.
25. Yao Z. and Xu Y. An improved genetic algorithm for robot path planning, *J. Comput. Methods Sci. Eng.*, 2024, Vol. 24, No. 3, pp. 1331-1340.
26. Murthy C.A. and Chowdhury N. In search of optimal clusters using genetic algorithms, *Pattern Recognit. Lett.*, 1996, Vol. 17, No. 8, pp. 825-832.
27. Qu H., Xing K., and Alexander T. An improved genetic algorithm with co-evolutionary strategy for global path planning of multiple mobile robots, *Neurocomputing*, 2013, Vol. 120, pp. 509-517. doi: 10.1016/j.neucom.2013.04.020.
28. Dorigo M., Maniezzo V., and Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Trans. Syst. man, Cybern.*, 1996, Part b, Vol. 26, No. 1, pp. 29-41.

Альзубайри Шаймаа М. Джавад Кадим – Уральский федеральный университет; e-mail: Shaymaaalzubairi77@gmail.com; г. Екатеринбург, Россия; инженер-исследователь.

Петунин Александр Александрович – Уральский федеральный университет; e-mail: a.a.petunin@urfu.ru; г. Екатеринбург, Россия; д.т.н., доцент; профессор, в.н.с. Института математики и механики им. Н.Н. Красовского УрО РАН.

Уколов Станислав Сергеевич – Уральский федеральный университет; e-mail: s.s.ukolov@urfu.ru; г. Екатеринбург, Россия; к.т.н.; с.н.с.

Alzubairi Shaymaa M. Jawad Kadhim – Ural Federal University; e-mail: Shaymaaalzubairi77@gmail.com; Yekaterinburg, Russia; research engineer.

Petunin Alexander Alexandrovich – Ural Federal University; e-mail: a.a.petunin@urfu.ru; Yekaterinburg, Russia; dr. of eng. sc., associate professor; professor, leading researcher of the N.N. Krasovskii Institute of Mathematics and Mechanics.

Ukolov Stanislav Sergeevich – Ural Federal University; e-mail: s.s.ukolov@urfu.ru; Yekaterinburg, Russia; cand. of eng. sc.; senior researcher.

УДК 004.056.5+004.492

DOI 10.18522/2311-3103-2025-5-18-35

Ал.В. Козачок, С.С. Матовых, Ан.В. Козачок

КАСКАДНЫЙ АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ВРЕДНОСНОГО ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ МЕТОДОМ СТАТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

Представлено исследование, посвященное разработке и экспериментальной валидации двух-уровневой каскадной архитектуры статической классификации исполняемых файлов формата Portable Executable (PE). Целью работы является разработка и экспериментальная оценка каскадного алгоритма статической классификации, направленного на снижение вычислительных затрат при сохранении качества обнаружения вредоносного программного обеспечения. На первом уровне каскада применяется модель дерева решений, обученная на десяти наиболее информативных признаках, обеспечивающая высокую полноту обнаружения Recall 0,990 при приемлемой ошибке 1 рода. Второй уровень реализован моделью случайный лес на сорока признаках и предназначен для уточняющей классификации, достигая метрик Precision 0,988 и Recall 0,987 при F1-мере 0,988. Порог классификации на первом уровне был установлен эмпирически с учётом минимизации ошибок второго рода, тогда как на втором уровне оптимальное значение порога определялось по индексу Юдена, обеспечивающему сбалансированное соотношение чувствительности и специфичности. Эксперименты на репрезентативной выборке показали, что при доле вредоносного трафика $\leq 20\%$ предложенный каскад сокращает среднее время анализа одного объекта на 5–12% по сравнению с моделью на 40 признаках при сохранении сопоставимого качества классификации. Аналитически выведена граница применимости каскада по времени $P_M = 20,6\%$, подтвержденная эмпирическими данными. Практическая значимость работы заключается в возможности интеграции предложенного алгоритма в антивирусные шлюзы и средства защиты конечных точек, где требуются быстрый отклик и высокая полнота обнаружения при массовом сканировании преимущественно легитимного кода.

Вредоносное программное обеспечение; статический анализ; файлы формата Portable Executable; каскадный классификатор; машинное обучение; индекс Юдена.

Al.V. Kozachok, S.S. Matovykh, An.V. Kozachok

CASCADE CLASSIFICATION ALGORITHM FOR DETECTING MALICIOUS SOFTWARE BY STATIC ANALYSIS

A study is presented on the development and experimental validation of a two-level cascading architecture for static classification of Portable Executable (PE) format executable files. The aim of the work is to reduce computing costs without compromising the quality of malware detection. At the first level of the cascade, a decision tree model is used, trained on the ten most informative features, providing a high completeness of Recall 0.990 detection with an acceptable error of 1 kind. The second level is implemented by the random forest model on forty features and is intended for clarifying classification, reaching the metrics Precision 0.988 and Recall 0.987 with an F1 measure of 0.988. The classification threshold at the first level was established empirically, taking into account the minimization of errors of the second kind, while at the second level the optimal threshold value was determined by the Juden index, which provides a balanced ratio of sensitivity and specificity. Experiments on a representative sample have shown that with a malicious traffic fraction of $< 20\%$, the proposed cascade reduces the average analysis time of one object by 5-12% compared to the 40-feature model while maintaining comparable classification quality. The time limit of the cascade, $P_M = 20.6\%$, is analytically derived, confirmed by empirical data. The prac-