



Научная статья
УДК 004.89

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПОИСКА ОПТИМАЛЬНОГО ПУТИ

М.Д. Богданов¹, И.Д. Рудинский^{1,2*}

¹ Калининградский государственный технический университет, г. Калининград, Россия

² Балтийский федеральный университет имени Иммануила Канта, г. Калининград, Россия

* e-mail: idru@yandex.ru

Аннотация. Статья посвящена исследованию возможности и эффективности использования генетического алгоритма для решения задачи поиска оптимального пути в двумерном пространстве. Проблема оптимального пути является актуальной в различных областях, включая транспортировку, маршрутизацию сетей и планирование путешествий. Задача поиска оптимального пути имеет множество решений, однако поиск наилучшего из них в реальных ситуациях чаще всего является трудоемким и затратным. В связи с этим, разработка эффективных методов оптимизации не теряет свою актуальность. В настоящей статье исследуется эффективность решения задачи поиска оптимального пути с применением генетического алгоритма, реализующего принципы естественного отбора и генетической мутации для поиска квазиоптимальных решений. Результаты исследования генетического алгоритма для решения задачи поиска оптимального пути могут быть полезны при разработке более эффективных алгоритмов оптимизации пути в различных областях применения. Несмотря на эффективность генетического алгоритма, дальнейшее улучшение алгоритмов оптимизации пути является важным направлением исследований в данной области, чтобы увеличить точность и скорость решения задачи, а также расширить области их применения. Различные области могут требовать разработки новых алгоритмов оптимизации пути, более эффективных для конкретных задач.

Ключевые слова: генетический алгоритм; эволюционный алгоритм; Python; Pygame; моделирование процессов; оптимальный путь.

Для цитирования: Богданов М.Д., Рудинский И.Д. Использование генетического алгоритма для решения задачи поиска оптимального пути // Вестник науки и образования Северо-Запада России. 2023. Т.9. №2. С. 76–88.

Original article

USING A GENETIC ALGORITHM FOR SOLVING THE PROBLEM OF SEARCHING THE OPTIMAL PATH

M.D. Bogdanov¹, I.D. Rudinskiy^{1,2*}

¹ Kaliningrad State Technical University, Kaliningrad, Russia

² Immanuel Kant Baltic Federal University, Kaliningrad, Russia

* E-mail: idru@yandex.ru

Abstract. The article is devoted to the study of the possibility and efficiency of using a

genetic algorithm to solve the problem of finding the optimal path in two-dimensional space. The problem of the optimal path is relevant in various fields, including transportation, network routing, and travel planning. The problem of finding the optimal path has many solutions, but the search for the best of them in real situations is most often time-consuming and costly. In this regard, the development of effective optimization methods does not lose its relevance. This article investigates the efficiency of solving the problem of finding the optimal path using a genetic algorithm that implements the principles of natural selection and genetic mutation to search for quasi-optimal solutions. The results of the study of a genetic algorithm for solving the problem of finding the optimal path can be useful in developing more efficient path optimization algorithms in various fields of application. Despite the effectiveness of the genetic algorithm, further improvement of path optimization algorithms is an important area of research in this area in order to increase the accuracy and speed of solving the problem, as well as to expand the scope of their application. Different areas may require the development of new path optimization algorithms that are more efficient for specific problems.

Key words: *genetic algorithm; evolutionary algorithm; Python; Pygame; process modeling; optimal path.*

For citation: Bogdanov M.D., Rudinskiy I.D. Using a genetic algorithm to solve the problem of finding the optimal path. *Journal of Science and Education of North-West Russia*. 2023. V. 9. No. 2. pp. 76–88.

Введение

1. Генетический алгоритм

Проблема оптимального пути является актуальной в различных областях, включая транспортировку, маршрутизацию сетей и планирование путешествий [1, 2, 3]. Задача поиска оптимального пути имеет множество решений [4], однако поиск наилучшего из них в реальных ситуациях чаще всего является трудоемким и затратным. В связи с этим, разработка эффективных методов оптимизации не теряет свою актуальность [5].

Генетический алгоритм (ГА) это эвристический метод решения оптимизационных задач, вдохновлённый теорией Чарльза Дарвина о естественном отборе. Он принадлежит более широкому классу эволюционных алгоритмов [6].

В генетическом алгоритме решение задачи представляется в виде набора свойств (генов), которые вместе образуют хромосому (особь). Функция мутации в ГА случайным образом изменяет некоторые гены, что позволяет сохранять разнообразие в популяции и избежать застревания в локальном оптимуме. Функция скрещивания, в свою очередь, сочетает гены двух родительских особей, создавая потомство с новыми комбинациями генов. Процедура селекции позволяет отбирать наиболее приспособленные особи и использовать их для создания новых поколений.

Аналогичный метод применим к алгоритмам поиска, где мы рассматриваем множество решений и пытаемся найти лучшее из них. Генетический алгоритм может быть использован для решения многих задач оптимизации, включая поиск оптимального пути в n -мерном пространстве. В этом случае каждый путь представляется как особь с определенными характеристиками. Характеристики могут включать в себя, например, длину пути, количество поворотов и препятствий на пути. Область допустимых значений (ОДЗ) каждого гена определяется задачей и может варьироваться в зависимости от требований к оптимальному пути.

В качестве гипотезы предположим, что применение генетического алгоритма может быть эффективным способом поиска квазиоптимального пути в двухмерном пространстве. При этом должны учитываться различные ограничения и характеристики маршрута, что может привести к созданию более точных и эффективных алгоритмов для решения частных задач поиска оптимального пути в конкретных пространствах решений.

2. Достоинства и недостатки генетического алгоритма

Генетические алгоритмы принадлежат к группе оптимизационных и поисковых алгоритмов. Первые работы о ГА были опубликованы в 1975 году [7], с этого времени они стали рассматриваться как перспективные и прогрессивные инструменты разрешения многих научных и прикладных проблем. Далее перечислены основные достоинства ГА:

- Генетические алгоритмы можно применять к данным различного вида, причем это применение носит независимый характер. Если оптимизация каких-либо проблем слишком трудоемка и долговременна, то ГА могут значительно упростить такую задачу;
- При помощи ГА можно находить универсальные решения. Это в особенности привлекательно в тех случаях, когда для решения каких-либо проблем не существует конкретных методик;
- Генетические алгоритмы могут искать не только одно квазиоптимальное решение, а группу допустимых решений, при этом входные данные могут быть разбиты на кластеры, содержащие схожие данные. Такой подход позволяет получить не только одно наилучшее решение, но и набор альтернативных решений, которые могут быть эффективнее в различных ситуациях. Группирование входных данных в кластеры также может упростить решение задачи, уменьшив ее размерность;
- Генетический алгоритм обладает рядом преимуществ перед классическими алгоритмами поиска пути, такими как Дейкстра, A* и Theta* [8]. В отличие от этих алгоритмов, генетический алгоритм позволяет работать с большими объемами данных, учитывать ограничения на количество шагов и оценивать несколько критериев одновременно. Он также может работать с пространствами поиска большой размерности и непрерывными функциями [8, С.1-2].

Существуют и минусы использования генетических алгоритмов. В процессе работы может возникнуть проблема застревания в локальных оптимумах, когда алгоритм находит решение, которое оптимально в пределах некоторой окрестности, но не является глобальным оптимумом.

В отличие от человека, ГА не могут анализировать и определять логику поиска решения. Результаты применения ГА ограничиваются тем, какие настройки используются для генетических операторов скрещивания, мутации и селекции. Существует вероятность, что в некоторых случаях выбранная стратегия перестанет работать [9, С.348].

3. Постановка задачи

Постановка задачи поиска оптимального пути заключается в нахождении кратчайшего пути между двумя точками на графе с заданными весами ребер. Эта задача является классической задачей оптимизации и может быть сформулирована как минимизация суммы весов ребер на пути между двумя заданными вершинами [4, С.1-2]. В контексте ГА постановка задачи оптимизации заключается в том, чтобы найти квазиоптимальный путь в двухмерном пространстве, используя генетический алгоритм в качестве инструмента для поиска решения.

Для использования ГА в качестве инструмента поиска квазиоптимального пути необходимо определить параметры и свойства модели пространства решений. Эти параметры включают в себя все возможные позиции, в которых могут находиться особи, стартовую и конечную точки, а также правила для генетических операторов селекции, скрещивания и мутации. Определение этих параметров позволяет определить, каким образом ГА будет работать на конкретной задаче оптимизации и какие ограничения будут применяться на каждом шаге поиска решения [9, С.146].

Задачей поиска оптимального пути в контексте генетического алгоритма является нахождение наилучшего решения с помощью подбора значений таких параметров, как

размер популяции, количество поколений, вероятности скрещивания и мутации и правил селекции. Удачное определение значений этих параметров позволяет повысить эффективность работы ГА при поиске квазиоптимального пути в пространстве.

Для решения рассматриваемой задачи признано целесообразным создание оригинального программного продукта. Это обусловлено тем, что создание собственного алгоритма позволяет более гибко настраивать его параметры и контролировать процесс поиска решения. По нашему мнению, готовые пакетные решения могут оказаться ограниченными в возможностях графической интерпретации хода решения и получаемых результатов, а также реализации пользовательского интерфейса, что может снизить комфортность работы пользователя.

Для реализации поставленной задачи были проанализированы несколько библиотек на языке Python, которые могут быть использованы для создания графического интерфейса и отрисовки результатов работы алгоритма. Среди рассмотренных библиотек были выбраны Pygame и Tkinter, которые имеют свои достоинства и недостатки в контексте создания генетического алгоритма. Для выбора наиболее подходящей библиотеки был проведен анализ основных характеристик и возможностей каждой библиотеки.

Pygame:

- Pygame - это библиотека для разработки игр на языке Python, но она также может быть использована для создания графического интерфейса для генетического алгоритма;
- библиотека предоставляет набор инструментов для создания 2D графики, включая возможность отображения изображений, применения графических преобразований, обработки событий мыши и клавиатуры;
- Pygame хорошо подходит для создания визуализаций для генетического алгоритма, так как позволяет создавать анимированные графики и взаимодействовать с ними.

Tkinter:

- Tkinter - это библиотека для создания графического интерфейса пользователя на языке Python;
- библиотека предоставляет набор инструментов для создания элементов управления, таких как кнопки, поля ввода и метки;
- Tkinter легко использовать и предоставляет простой способ взаимодействия с пользователем;
- Tkinter может быть использован для создания интерфейса для ввода параметров генетического алгоритма и отображения результатов.

В целом, учитывая специфику задачи поиска оптимального пути в двумерном пространстве, библиотека Pygame представляется наиболее подходящей для реализации генетического алгоритма, благодаря ее способности создавать и управлять окнами, обрабатывать события клавиатуры и мыши, а также рисовать графические примитивы и изображения. Кроме того, Pygame обладает высокой скоростью отрисовки, что позволяет быстро обновлять изображение при изменении состояния системы, что важно для эффективной работы генетического алгоритма.

Настройка Pygame для создания генетического алгоритма, предназначенного для решения задачи поиска пути в двумерном пространстве, включает следующие шаги [10]:

- 1) Создание окна для отображения двумерного пространства, в котором будут отображаться особи, препятствия и путь, найденный генетическим алгоритмом;
- 2) создание особей. Необходимо задать каждой особи, созданной в пространстве решений, начальную позицию, скорость и вектор ускорения;

3) определение функции приспособленности: эта функция определяет, насколько хорошо каждая особь соответствует поставленной задаче. В данном случае, это нахождение кратчайшего пути из точки А в точку В;

4) определение правила останова: нужно задать условия, при которых выполнение генетического алгоритма будет прекращаться. Таким условием может быть истечение максимального времени работы алгоритма, после чего производятся вычисления для нового поколения и переход к следующей эпохе, либо при достижении одной из особей достигает конечной точки [11];

5) определение операторов генетического алгоритма: необходимо определить, как будут производиться операции скрещивания и мутации особей. Например, можно использовать одноточечное скрещивание и случайную мутацию;

6) определение параметров генетического алгоритма: нужно задать значения параметров, таких как размер популяции, вероятность скрещивания и мутации, число поколений и т.д. Эти значения должны быть выбраны в соответствии с задачей нахождения пути до конечной точки.

4. Описание игры

Для оценивания результативности применения генетического алгоритма для решения рассматриваемой задачи был написан программный код для компьютерной игры образовательного назначения «Умные ракеты», реализованной на языке Python с использованием библиотеки Pygame. За основу был взят код из публичного репозитория [12]. Основная задача игры заключается в том, чтобы научить ракеты (представленные в виде белых точек) находить оптимальный путь к цели, избегая препятствия на своём пути.

Игровое поле представляет собой рабочее пространство, на котором обозначено исходное положение ракет и помеченная красным конечная точка - цель. В процессе игры ракеты движутся по полю, пытаясь найти путь к цели, при этом обходя препятствия на своём пути. В случае столкновения с препятствиями или краями игрового поля ракеты считаются «мертвыми» и прекращают движение.

Основной целью игры является демонстрация работы генетического алгоритма, который используется для оптимизации пути движения ракет. В процессе работы алгоритма создаётся популяция ракет, каждая из которых имеет свой набор хромосом, определяющих её траекторию движения. Хромосомы мутируют и скрещиваются для создания новых поколений ракет, в результате чего популяция становится всё более адаптированной к условиям игры.

5. Описание параметров

Исходно программа генерирует случайные значения исходного положения, скорости и ускорения для каждой ракеты, после чего отслеживает их выживание и достижение цели, количество шагов, которое каждая ракета сделала в текущей итерации, ее итоговое удаление от цели и вычисляет показатель приспособленности. Далее на основе значений приспособленности выбираются лучшие ракеты, которые будут использоваться для создания следующего поколения путем скрещивания и мутации, с целью получения более приспособленных потомков. Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнут заданный критерий останова.

Для рассматриваемого алгоритма возможны два основных критерия останова. Первый критерий - когда все ракеты погибают до достижения цели. В этом случае эволюционный процесс останавливается ввиду невозможности его продолжения. Вторым критерий – когда какая-либо из ракет достигает цели. После достижения цели рассчитываются показатели приспособленности каждой ракеты, а генетический алгоритм продолжает работу с

использованием наилучших «особей» из текущего поколения. Эти критерии необходимы для ускорения получения желаемого результата.

Функция приспособленности в ГА представляет собой меру, которая характеризует, насколько хорошо хромосома особи соответствует требованиям задачи оптимизации. В контексте рассматриваемой задачи это показатель эффективности ракеты в достижении цели, учитывающий количество шагов и расстояние до цели. Чем меньше количество шагов и расстояние до цели, тем выше приспособленность ракеты.

Алгоритм оценивания приспособленности характеризует способность особи выполнить заданную задачу, т.е. в данном случае достигнуть цели. Эта способность определяется на основе нескольких факторов, которые выбираются в зависимости от того, была ли цель достигнута. Если ракета не достигла цели, то ее показатель приспособленности обратно пропорционален квадрату удаленности от цели. Если же цель была достигнута, то приспособленность зависит от количества шагов, которые потребовались для достижения цели. Чем меньше шагов, тем выше показатель приспособленности.

Функции приспособленности в рассматриваемой задаче были построены на принципах естественного отбора, который показывает, что более приспособленные организмы имеют больше шансов на выживание и размножение [6]. Для оценивания приспособленности были использованы две функции: функция, основанная на количестве шагов, и функция, основанная на удаленности от цели. Преимущества использования каждой из этих функций заключаются в том, что они позволяют оценивать различные параметры приспособленности потомства. Функция, основанная на количестве шагов, учитывает скорость достижения цели, тогда как функция, основанная на удаленности, учитывает точность достижения цели. Использование обеих функций позволяет учесть оба параметра и получать наиболее приспособленное потомство.

В случае достижения цели:

$$\text{приспособленность} = \frac{1}{16} + \frac{10\,000}{(\text{число шагов})^2} \quad (1)$$

В случае, когда цель не достигнута:

$$\text{приспособленность} = \frac{1}{(\text{расстояние до цели})^2} \quad (2)$$

Каждая особь-ракета обладает собственной уникальной хромосомой с определённым набором свойств, которые играют решающую роль в определении того, в какую сторону будет направлен вектор движения каждой особи, позволяя им перемещаться в пространстве.

Изначально параметры хромосом каждой особи-ракеты задаются случайным способом, что делает их исходное положение в пространстве решений неопределённым. После завершения каждой итерации программой оценивается каждая отдельная ракета с использованием обеих указанных выше функций приспособленности, которые позволяют оценить, насколько близко каждая ракета приближалась к цели и как быстро она это сделала.

После оценивания приспособленности отбираются лучшие особи, которые станут родителями для формирования следующего поколения. Выбор характеристик, которые передаются следующему поколению, осуществляется случайным образом. Этот процесс продолжается до достижения точки, наиболее приближенной к решению задачи поиска оптимального пути.

Программа с помощью алгоритма генетической оптимизации ищет траекторию движения ракеты к цели при заданных ограничениях. В ней последовательно генерируются новые поколения ракет, которые точнее приближаются к цели, используя как можно меньше

шагов. В конечном итоге, программа стремится найти кратчайшую траекторию в заданном пространстве решений, что может быть применено в широком спектре областей, связанных с автоматизацией и оптимизацией процессов.

6. Управление параметрами генетического алгоритма

В ходе экспериментирования с моделью было обнаружено, что изменение параметров (таких как размер популяции, количество/местоположение препятствий и характеристики функции приспособленности) существенно влияет на скорость нахождения кратчайшей траектории движения до цели. В частности, уменьшение размера популяции приводит к тому, что в каждом поколении происходит меньше мутаций, поэтому поиск кратчайшего пути может занять гораздо больше времени. В случае с одним препятствием и размером популяции в 100 особей для поиска кратчайшего пути потребовалась генерация более 350 поколений, тогда как при размере популяции в 1000 особей аналогичный уровень приспособленности был достигнут в 30-м поколении, а при размере популяции в 5000 особей этот результат получен уже в 15 поколении. Также было выявлено, что увеличение количества препятствий увеличивает длительность поиска приемлемого решения. Это было ожидаемо, но продемонстрировало универсальность генетического алгоритма, поскольку трудоемкость его доработки при увеличении количества препятствий оказалась несопоставимо меньше, чем при использовании альтернативных методов поиска кратчайшего пути в пространстве решений.

7. Простая модель с препятствием

На первом этапе экспериментирования с моделью был реализован генетический алгоритм поиска простого маршрута с одним препятствием, отображаемым синим прямоугольником (рис. 1). Конечной целью для каждой из умных ракет, отображаемых белыми точками, является попадание в цель (красную точку).

В таблице 1 представлены количественные характеристики различных поколений особей. По данным можно судить о том, что сначала алгоритму было непросто находить путь к цели. Примерно к 25-му поколению эффективность поиска начала снижаться. После генерации 100 поколений найденное решение вновь начинает улучшаться, однако позитивная динамика становится незначительной, и продолжение попыток улучшить решение может быть признано нецелесообразным. Это может свидетельствовать о достижении генетическим алгоритмом квазиоптимального решения, и дополнительные итерации могут не привести к существенному улучшению результатов. Поэтому после 100-го поколения можно принять решение об остановке работы генетического алгоритма.

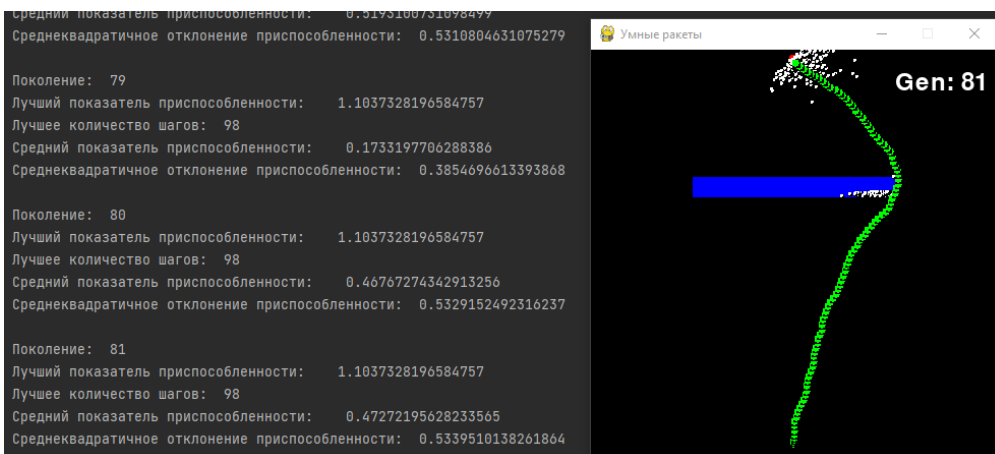


Рисунок 1 – Модель «Умные ракеты» в двухмерном пространстве с одним препятствием

Таблица 1 – выборка данных по работе программы с одним препятствием в течение 250 поколений

Поколение	5	25	50	100	150	200	250
Лучший показатель приспособленности	0,713	0,987	1,063	1,148	1,171	1,194	1,219
Лучшее количество шагов	124	104	100	96	95	94	93
Средний показатель приспособленности	0,092	0,239	0,469	0,497	0,513	0,572	0,607
Среднеквадратичное отклонение приспособленности	0,173	0,416	0,517	0,556	0,569	0,584	0,595

На основе полученных данных были построены графики, характеризующие динамику качества найденных решений (рисунок 2). Они свидетельствуют о резком повышении приспособленности особей каждого поколения и кратном уменьшении количества требуемых шагов на первых итерациях поиска кратчайшего пути. Этот факт можно интерпретировать как быстрое выявление генетическим алгоритмом большого количества заведомо бесперспективных особей и исключение их из последующего рассмотрения. Соответственно, поскольку на начальных итерациях для генерации следующих поколений отбираются родители с заведомо высокими показателями, показатели качества решений в поколениях потомков быстро улучшаются. Заметные на графиках небольшие флуктуации показателей связаны, по нашему мнению, с рандомизацией параметров хромосом в результате применения оператора мутации, повышающей видовое разнообразие особей, но несколько замедляющей улучшение их приспособленности.

Начиная с примерно 5-го поколения динамика поиска кратчайшего пути начинает замедляться. Графики становятся все более пологими, что указывает на рост трудоемкости поиска более короткого пути и на увеличение количества итераций, необходимых для заметного улучшения приспособленности. Ввиду уменьшения количества родителей генетическое разнообразие популяций потомков снижается, поэтому найденные решения все меньше различаются между собой.

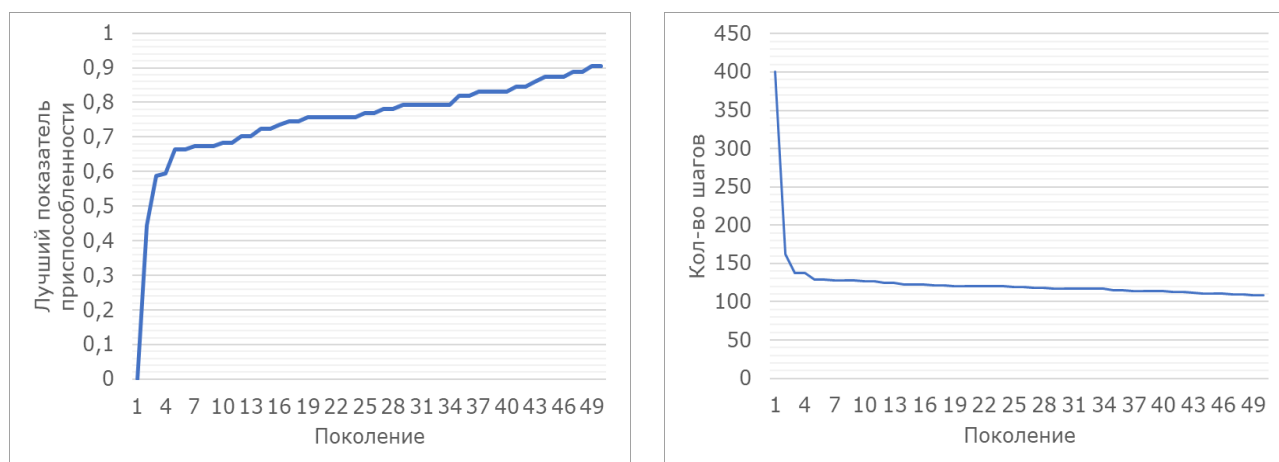


Рисунок 2 – Зависимость лучшего показателя приспособленности и количества шагов от поколения

8. Модель с несколькими препятствиями

На следующем этапе в программный код игры «Умные ракеты» были внесены изменения, направленные на поиск траекторий перемещения в пространстве, содержащем несколько препятствий. Цель исследования работы генетического алгоритма в таких условиях состояла в изучении его возможностей находить квазиоптимальное решение задачи поиска кратчайшего пути в условиях, когда традиционные методы оказываются неэффективными ввиду чрезмерной трудоемкости их реализации.

На рисунке 3 и в таблице 2 представлены результаты работы генетического алгоритма в достаточно сложных условиях. Очевидно, что для эффективного достижения цели требуется значительно больше времени. При значительном количестве ракет, неспособных найти путь к цели на ранних этапах работы ГА, были выявлены особи, нашедшие путь к целевой точке, которые и стали родителями следующих, более приспособленных поколений ракет. Изначально особи, достигшие целевую точку, были недостаточно эффективными и часто совершали излишние маневры. Однако благодаря механизмам селекции и скрещивания приспособленность особей в новых поколениях неуклонно повышалась.

После 800 поколений генетического алгоритма дополнительные итерации могут быть признаны нецелесообразными, так как дальнейшее улучшение результатов становится незначительным из-за сложности условий и длительности процесса. Поэтому, можно остановить работу генетического алгоритма после 800 поколения.



Рисунок 3 – Модель «Умные ракеты» с несколькими препятствиями

Таблица 2 – Выборка данных по работе генетического алгоритма в модели с несколькими препятствиями в течение 900 поколений

Поколение	5	20	100	200	300	500	800	900
Лучший показатель приспособленности	0,001	0,490	0,538	0,580	0,603	0,723	0,860	0,889
Лучшее количество шагов	400	153	145	139	136	123	112	110
Средний показатель приспособленности	0,000075	0,012	0,133	0,118	0,165	0,238	0,351	0,351

Среднеквадратичное отклонение приспособленности	0,000071	0,059	0,229	0,227	0,265	0,334	0,416	0,428
---	----------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

9. Ограничения

Как упоминалось ранее, для эффективного поиска приемлемого решения в генетических алгоритмах полезно иметь большую популяцию в каждом поколении. Однако доступная оперативная память компьютера может ограничивать количество особей в популяции, что в свою очередь может замедлять скорость поиска решения. На более сложных моделях с большими требованиями к памяти это может быть серьезной проблемой. В описываемом исследовании использовалась простая модель, которая имеет ограниченное количество измеряемых параметров и упрощенную структуру, что позволило моделировать функционирование достаточно крупной популяции размером около 2000 особей на персональном компьютере стандартной конфигурации без значительных задержек или сбоев. Средняя длительность поиска приемлемого решения на модели с одним препятствием составила 1 минуту, а на модели с несколькими препятствиями - 3 минуты.

Важным аспектом генетических алгоритмов является подбор подходящей функции для вычисления степени приспособленности особей. Если использована неподходящая функция, описанные методы могут быть очень неэффективными при поиске приемлемого решения. Следовательно, подбор функции приспособленности должен осуществляться с учетом конкретной задачи, для которой проводится оптимизация, включая ограничения, заданные для решения.

Заключение

Проведенное исследование продемонстрировало целесообразность применения генетического алгоритма для решения задачи поиска квазиоптимального пути на двухмерной модели пространства решений. Полученные результаты свидетельствуют о сильной зависимости эффективности решения рассматриваемой задачи от удачного подбора функции приспособленности, максимального количества особей в популяции и от количества препятствий в пространстве решений. С одной стороны, реализация рассматриваемой технологии в формате компьютерной игры образовательного назначения «Умные ракеты» позволяет в игровой форме знакомить обучающихся с возможностями и особенностями применения технологии генетических алгоритмов, являющейся одним из динамично развивающихся разделов теории искусственного интеллекта.

С другой стороны, полученные результаты открывают перспективы результативного использования генетических алгоритмов для успешного решения таких прикладных задач, как организация транспортировки грузов, маршрутизация компьютерных сетей, планирование путешествий и т.п. – везде, где быстрое получение квазиоптимального решения является рациональной альтернативой длительному и трудоемкому поиску оптимального решения.

С третьей стороны, вызывает интерес качество и характеристики работы генетического алгоритма в более сложных условиях – например, в трех- и более мерном пространстве решений, при наличии препятствий не только рассмотренной дискретной структуры, но и изменяющихся во времени и/или пространстве (типа гравитационных возмущений) и т.п. Еще одно перспективное направление исследования возможностей генетического алгоритма – изучение влияния на его функционирование более сложных режимов работы, связанных с усложнением операторов мутации и селекции.

Таким образом, проведенное исследование продемонстрировало перспективность использования генетических алгоритмов для получения квазиоптимальных решений простых транспортных задач, наличие малоисследованных резервов для решения транспортных задач

более сложной структуры и значительный дидактический потенциал реализующих эту технологию компьютерных игр образовательного назначения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Жевнеров А. И. Генетические алгоритмы в решении задачи нахождения оптимального маршрута транспортировки груза // Решетневские чтения. 2017. С. 523-524.
2. Солдатенко А. А. Алгоритм оптимальной маршрутизации в мультисервисных телекоммуникационных сетях // Прикладная дискретная математика. Приложение. 2018. № 11. С.123-124.
3. Зырянов А.И., Зырянова И.С. Технология планирования самостоятельного путешествия // Географический вестник. 2013. № 2(25). С. 99-103.
4. Плотников О.А., Подвальный Е.С. Решение задачи поиска оптимального пути между двумя точками на графе с нерегулярным весом ребер // Вестник Воронежского государственного технического университета, 2012. Т.8, № 6. С. 22-26.
5. Самооптимизация экспертов: Эволюционные и генетические алгоритмы // Официальный сайт портала mql5. URL: <https://www.mql5.com/ru/articles/2225> (дата обращения: 29.03.2023).
6. Rui D. From Charles Darwin to evolutionary genetic algorithms // Academia das ciências de Lisboa, 2009. pp. 4-6. URL: https://www.researchgate.net/publication/256249447_From_Charles_Darwin_to_evolutionary_genetic_algorithms (дата обращения: 29.03.2023).
7. Holland J. H. Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence // U Michigan Press. 1975. URL: <https://direct.mit.edu/books/book/2574/Adaptation-in-Natural-and-Artificial-SystemsAn> (дата обращения: 29.03.2023).
8. Басараб М. А. Домрачева А. Б., Купляков В. М. Алгоритмы решения задачи быстрого поиска пути на географических картах // Инженерный журнал: наука и инновации. 2013. № 11(23). С. 21.
9. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: перевод с польск. И. Д. Рудинского // Горячая Линия, Телеком. 2013, С. 146-348. [Rutkowska D. Piliński M. Rutkowski L. Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte // Wydawnictwo Naukowe PWN Warszawa Łódź, 1999, pp. 146-348]
10. Создаём «Змейку» — первую игру на Python и Pygame // Официальный сайт портала Skillbox media. URL: <https://skillbox.ru/media/code/sozdayem-pervuyu-igru-na-python-i-pygame/> (дата обращения: 29.03.2023).
11. Генетический алгоритм // Официальный сайт портала MachineLearning.ru. URL: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Генетический_алгоритм (дата обращения: 29.03.2023).
12. Smart Rockets Genetic Algorithm Implementation URL: <https://shivank1006.github.io/Smart-Rockets/> (дата обращения: 29.03.2023).

REFERENCES

1. Zhevnerov A. I. Geneticheskie algoritmy v reshenii zadachi nakhozheniya optimal'nogo marshruta transportirovki gruzha [Genetic algorithms in solving the problem of finding the optimal route for cargo transportation]. Reshetnevskie chteniya. 2017, pp. 523-524.

2. Soldatenko A. A. Algoritm optimal'noy marshrutizatsii v mul'tiservisnykh telekommunikatsionnykh setyakh [Optimal routing algorithm in multiservice telecommunication networks]. Prikladnaya diskretnaya matematika. Prilozhenie, 2018. pp.123-124.
3. Zyryanov A.I., Zyryanova I.S. Tekhnologiya planirovaniya samostoyatel'nogo puteshestviya [Zyryanov A.I., Zyryanova I.S. Independent travel planning technology]. Geograficheskiy vestnik, 2013. No. 2(25), pp. 99-103.
4. Plotnikov O.A., Podval'nyy E.S. Reshenie zadachi poiska optimal'nogo puti mezhdu dvumya tochkami na grafe s neregulyarnym vesom reber [Solving the problem of finding the optimal path between two points on a graph with irregular edge weights]. Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta, 2012. Vol. 8, No. 6, pp. 22-26.
5. Samooptimizatsiya ekspertov: Evolyutsionnye i geneticheskie algoritmy [Expert Self-Optimization: Evolutionary and Genetic Algorithms]. Official website mql5. Available at: <https://www.mql5.com/ru/articles/2225> (date accessed: 29.03.2023).
6. Rui D. From Charles Darwin to evolutionary genetic algorithms. academia das ciências de Lisboa, 2009. pp. 4-6. Available at: https://www.researchgate.net/publication/256249447_From_Charles_Darwin_to_evolutionary_genetic_algorithms (date accessed: 29.03.2023).
7. Holland J. H. Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. U Michigan Press. 1975. Available at: <https://direct.mit.edu/books/book/2574/Adaptation-in-Natural-and-Artificial-SystemsAn> (date accessed: 29.03.2023).
8. Basarab M. A. Domracheva A. B., Kuplyakov V. M. Algoritmy resheniya zadachi bystrogo poiska puti na geograficheskikh kartakh [Algorithms for solving the problem of fast path finding on geographical maps] Inzhenernyy zhurnal: nauka i innovatsii. 2013. Vol. 11(23), pp.21.
9. Rutkowska D. Piliński M. Rutkowski L. Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. Wydawnictwo Naukowe PWN Warszawa Łódź, 1999, pp. 146-348. (Russ. ed.: Rutkovskaya D., Pili'nskiy M., Rutkovskiy L. Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy: perevod s pol'sk. I. D. Rudinskogo. Goryachaya Liniya, Telekom, 2013. pp.146-348)
10. Sozdaem «Zmeyku» — pervuyu igru na Python i Pygame [Creating "Snake" - the first game in Python and Pygame]. Official website Skillbox media. Available at: <https://skillbox.ru/media/code/sozdayem-pervuyu-igru-na-python-i-pygame/> (date accessed: 29.03.2023).
11. Geneticheskiy algoritm [Genetic algorithm]. Official website MachineLearning.ru. Available at: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Генетический_алгоритм (date accessed: 29.03.2023).
12. Smart Rockets Genetic Algorithm Implementation Available at: <https://shivank1006.github.io/Smart-Rockets/> (date accessed: 29.03.2023).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Богданов Максим Дмитриевич – студент, Калининградский государственный технический университет (236022, Россия, г. Калининград, Советский просп., 1, e-mail: maxbo2001@mail.ru)

Bogdanov Maksim Dmitrievich – student, Kaliningrad State Technical University (236022, Russia, Kaliningrad, Sovetsky Ave., 1, e-mail: maxbo2001@mail.ru)



Рудинский Игорь Давидович – доктор педагогических наук, кандидат технических наук, профессор, Балтийский федеральный университет имени Иммануила Канта (236000, Россия, г. Калининград, ул. Чернышевского, 56а, email: irudinskii@kantiana.ru), Калининградский государственный технический университет (236022, Россия, г. Калининград, Советский просп., 1, e-mail: idru@yandex.ru).

Rudinskiy Igor Davidovich – Dr. Sci. (Edu), Ph. D. (Eng), Prof., Immanuel Kant Baltic Federal University (236000, Russia, Kaliningrad, Chernyshevskogo str., 56а, e-mail: irudinskii@kantiana.ru), Kaliningrad State Technical University (236022, Russia, Kaliningrad, Sovetsky Ave., 1, e-mail: idru@yandex.ru).

Статья поступила в редакцию 11.04.2023; одобрена после рецензирования 24.02.2023, принята к публикации 30.04.2023 (проставляется в журнале при публикации).

The article was submitted 11.04.2023; approved after reviewing 24.04.2023; accepted for publication 30.04.2023 (проставляется в журнале при публикации).