

DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-4-714-723

RESEARCH OF THE MAIN PARAMETERS OF THE GENETIC ALGORITHM FOR THE PROBLEM OF SEARCHING THE OPTIMAL ROUTE

K. F. Fedorenko, A. L. Olovyannikov

Maritime State University named after Admiral G. I. Nevelskoi,
Vladivostok, Russian Federation

The article is aimed for developing and improving the accuracy of the automated systems of control of marine vessels applying the genetic algorithm. Any system of automated control begins from the solution of the primary task of the navigator during his normal activity - the search for the optimal route. This task is global, contains many solutions and does not require absolute accuracy. To solve this problem, the genetic algorithm, which is a heuristic algorithm of global search, is best suited. This algorithm operates with various genetic operators, such as crossing, mutation, selection, generation of populations and generations. These operators can be adapted to the needs of navigation — finding the best route. Thus, the genotype, as a value operated by the algorithm, can be represented in the form of a route consisting of separate waypoints (genes). Further, through the application of genetic operators, routes are created and transformed until an optimal route is found, avoiding all sorts of navigational hazards. However, the mechanism of search severely depends on the coefficients that determine the mode of operation of the genetic operators. The effectiveness of this method of solving the navigation problem directly depends on the selected coefficients that make the solution of the problem fast and reliable, or completely deprive the algorithm of efficiency. So that, before the direct application of the algorithm in navigational conditions, it is necessary to identify the main regularities between the coefficients used, and also to determine the optimal values at which the algorithm's work will be most effective.

Keywords: genetic algorithm, search of the optimal route, population size, crossing over factor, mutation factor.

For citation:

Fedorenko, Kirill V., and Arkadii L. Olovyannikov. "Research of the main parameters of the genetic algorithm for the problem of searching the optimal route." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova* 9.4 (2017): 714–723. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-4-714-723.

УДК 004+656.61.052

ИССЛЕДОВАНИЕ ОСНОВНЫХ ПАРАМЕТРОВ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ПРИМЕНИТЕЛЬНО К ЗАДАЧЕ ПОИСКА ОПТИМАЛЬНОГО МАРШРУТА

К. В. Федоренко, А. Л. Оловянников

Морской государственный университет имени адмирала Г. И. Невельского,
Владивосток, Российская Федерация

Статья посвящена развитию и улучшению точности работы систем автоматизированного управления морскими судами, использующих генетический алгоритм. Любая система автоматизированного управления начинается с решения задачи, с которой повсеместно сталкивается судоводитель в ходе своей деятельности — поиску оптимального маршрута. Данная задача является глобальной, содержит множество решений и не требует абсолютной точности. Для решения подобной задачи наилучшим образом подходит генетический алгоритм, представляющий собой эвристический алгоритм глобального поиска. Данный алгоритм оперирует различными генетическими операторами, такими как скрещивание, мутация, селекция, генерация популяций и поколений. Данные операторы могут быть адаптированы под нужды судовождения — поиска оптимального маршрута. Таким образом, генотип как оперируемая алгоритмом величина может быть представлен в виде маршрута, состоящего из отстоящих друг от друга путевых точек. Далее посредством применения генетических операторов маршруты создаются и преобразуются до тех пор, пока не будет найден оптимальный маршрут, избегающий всякого рода навигационные опасности. Однако сам механизм поиска сильно зависит от коэффициентов, которые задают режим работы генетических операторов. Эффективность данного способа решения навигационной задачи напрямую зависит от выбранных коэффициентов, делающих решение задачи быстрым и надежным либо полностью лишаящих алгоритм

работоспособности. Т. е. перед непосредственным применением алгоритма в условиях судовождения необходимо выявить основные закономерности между используемыми коэффициентами, а также определить оптимальные значения, при которых работа алгоритма будет наиболее эффективной.

Ключевые слова: генетический алгоритм, поиск оптимального пути, размер популяции, коэффициент скрещивания, коэффициент мутации.

Для цитирования:

Федоренко К. В. Исследование основных параметров генетического алгоритма применительно к задаче поиска оптимального маршрута / К. В. Федоренко, А. Л. Оловянный // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2017. — Т. 9. — № 4. — С. 714–723. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-4-714-723.

Введение

В настоящее время опыт использования машинного обучения нередко находит свое применение в системах автоматизированного управления судном. Учитывая, что основной причиной кораблекрушений, будь то столкновение или посадка на мель, как 20 лет назад, так и по сегодняшний день является человеческий фактор [1]. Автоматизированные системы по своей сути призваны снизить количество ошибок, допускаемых человеком, осуществляющим навигацию, путем оценки, прогнозирования и оказания помощи в принятии решений на всех этапах навигации [2]. Одним из способов реализации подобной автоматизированной системы является генетический алгоритм (ГА), представляющий собой комплексный алгоритм оптимизации, основанный на эволюционных механизмах в природе [3], [4]. Метод адаптации данного алгоритма применительно к навигационным задачам, а также описание его ключевых особенностей и терминологии представлены в статье [5]. Эффективность работы данного алгоритма напрямую зависит от оперируемых генетических параметров (генетических операторов), что делает невозможной оценку релевантности данного метода в отрыве от исследования эффективного воздействия генетических операторов на его работу. Так как ГА отождествляется с эволюционным процессом в природе [3], изменение одного или нескольких его операторов неминуемо сказывается на эволюции, протекающей в цикле алгоритма. Задача алгоритма в данном исследовании заключается в поиске оптимального маршрута на плоскости. Таким образом, степень влияния генетических операторов на его работу определяется показателями эффективности, такими как длина маршрута, затраченное время, количество поколений и задействованные ресурсы.

Нередко генетический алгоритм находит свое применение в различных автоматизированных системах, направленных на оптимизацию морских грузопотоков [6] и размещение шлюзов в сети навигационных знаков [7], в различных Vehicle Routing System (VRS), активно внедряемых в логистических компаниях для оптимизации автоперевозок с учетом загруженности дорог и рационализации маршрутов морской транспортировки [8], а также в системе поиска оптимального маршрута [5], на основе которой производилось данное исследование. Однако, несмотря на многочисленные преимущества генетического алгоритма, его работу едва ли можно назвать стабильной, учитывая влияние случайного фактора как при генерации начальной популяции, так и при применении операторов скрещивания и мутации [5]. Так, например, в статье [8] выявлено, что оператор мутации в составе ГА может оказывать отрицательное влияние на эффективность выбранного способа решения задачи. Тем не менее, сделать работу алгоритма более стабильной и надежной, а также повысить его эффективность применительно к поставленной задаче возможно и необходимо перед внедрением систем подобного рода. В статье [5] автор подчеркивает, что работоспособность алгоритма и его эффективность напрямую зависят от его первоначальной настройки. Под настройкой следует понимать правильный выбор коэффициентов для генетических операторов в составе алгоритма, таких как коэффициент скрещивания и мутации. Упущением в статье [8] является то, что оператор мутации может быть не только включен или выключен в эволюционном процессе, но также может быть ограничен вероятностью по соответствующему коэффициенту, что при должном исследовании избавит от необходимости включения или чередования данного оператора; тот же принцип касается и оператора скрещивания в настоящей статье. Таким образом, данное исследование направлено

на выявление основных тенденций поведения алгоритма в зависимости от изменения коэффициентов скрещивания и мутации, определения оптимальных интервалов и наилучших комбинаций, способных обеспечить максимально эффективную работу алгоритма в исследуемой задаче [5].

Цель данной работы: наглядно продемонстрировать влияние различных коэффициентов на работу алгоритма; выявить основные тенденции поведения в зависимости от различных генетических операторов и определить степень их влияния; установить оптимальные интервалы и комбинации, которые смогут гарантировать эффективную работу алгоритма в условиях поставленной задачи.

Методы и материалы

Исследование производилось на программном обеспечении собственного производства на языке программирования C++ с интегрированным кроссплатформенным инструментарием в виде QT-библиотек «Genetic Algorithm», содержащих налаженный и открытый для настройки генетический алгоритм в исходном виде. В среде Microsoft Visual Studio 2010 данный алгоритм адаптирован к условиям поставленной графической задачи — поиску оптимального маршрута на плоскости. Данная модель не является самостоятельным ПО и не годится для интеграции в навигационные системы, а представляет собой демонстрационную математическую модель для исследования поведения ГА в условиях поставленной графической задачи. Исходный код программы не находится в открытом доступе, однако ключевые особенности ее работы рассмотрены в настоящей статье. Данная программа руководствуется фундаментальными понятиями о ГА и реализации генетических операторов [3], [9] – [11], за основу работы взята модель, представленная в статье [5].

Вычисления производятся центральным процессором Intel Core i7-4710HQ в одноядерном режиме. Важно понимать, что показатели эффективности, а также настройки базовых параметров алгоритма, таких как размер популяции и ограничение по количеству поколений, могут отличаться в зависимости от используемой конфигурации системы, однако не оказывают существенного влияния на исследуемые коэффициенты.

Популяция представляет собой неупорядоченное множество $\{P\}$ [12], включающее в себя все генотипы (маршруты), которые принимают участие во всех циклах алгоритма, таких как скрещивание, мутация и отбор. P представляет собой предельное значение данного множества, ограничивая тем самым количество генотипов, принимаемых к вычислению. Результаты на примере решения простой задачи (поиска маршрута, не осложненного значительными препятствиями) представлены далее. Разумным выводом на основе графика зависимости количества поколений от размера популяции (рис. 1) было бы то, что с увеличением размера популяции растет и эффективность работы алгоритма путем снижения количества поколений, необходимых для решения задачи, однако учитывая временную составляющую данного испытания, содержащуюся в табл. 1, можно утверждать, что, несмотря на снижение количества поколений, время, необходимое для расчета каждого из них, значительно возрастает в связи с увеличением нагрузки на вычислительную систему путем увеличения размера популяции в каждом цикле. Таким образом, наилучшим размером популяции для данной вычислительной системы является размер из 1000 особей за цикл, который и будет использован во всех последующих испытаниях.

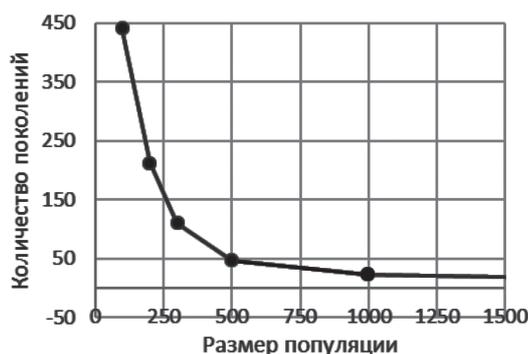


Рис. 1. Зависимость количества поколений от размера популяции

Таблица 1

Зависимость количества поколений от размера популяции

| Размер популяции | Количество поколений | Затраченное время, с |
|------------------|----------------------|----------------------|
| 100 | 441 | 4,85 |
| 200 | 213 | 4,26 |
| 300 | 111 | 3,44 |
| 500 | 47 | 2,35 |
| 1000 | 23 | 2,28 |
| 2000 | 15 | 3,15 |
| 5000 | 14 | 6,58 |
| 10000 | 10 | 8,91 |

В данном исследовании применяется однородный односточный кроссинговер [13], смысл которого заключается в разрыве генотипа в случайной точке с последующей рекомбинацией получившихся двух частей генотипов. Графически в условиях поставленной задачи скрещивание выглядит следующим образом (рис. 2).

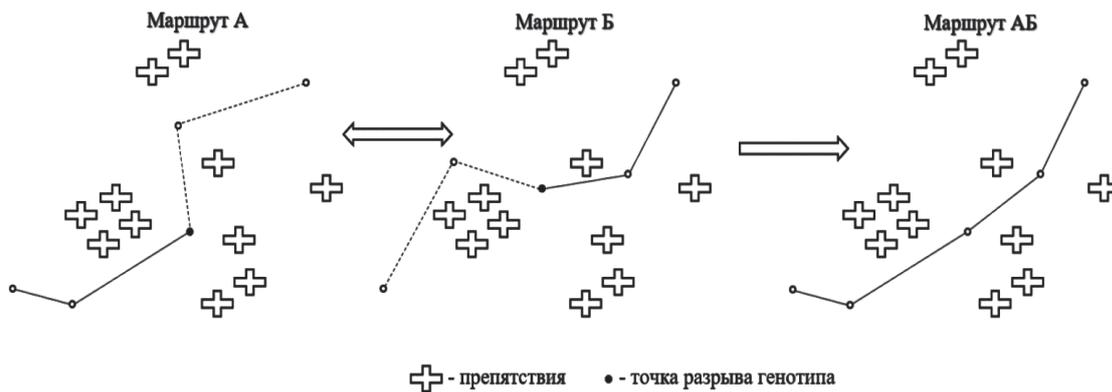


Рис. 2. Графическая демонстрация оператора скрещивания

Коэффициент скрещивания K_c представляет собой частоту рекомбинации генов и определяется по формуле

$$K_c = \frac{P_c}{P} \cdot 100,$$

где P_c — общее количество рекомбинантов в популяции.

Мутация случайная, но с заданной вероятностью. Коэффициент мутации K_m задает вероятность, с которой гены в составе генотипа будут изменяться случайным образом. На рис. 3 представлена программная реализация оператора мутации.

```
int randomTemp2 = rand() % 100;

if (randomTemp2 <= m_mutationPropobility)
{
    newChild.gens[i].length = (float)(rand() % LENGHT_RANDOM_RANGE) / 10;
    newChild.gens[i].corner = (float)(rand() % 6291) / 1000;
}
}
return newChild;
```

Рис. 3. Реализация оператора мутации

Результаты, полученные в ходе исследования, выражены в количестве поколений, затраченных на поиск оптимального маршрута. Длины маршрутов выражены в условных единицах в масштабе рабочей области программы. Оптимальным маршрутом в условиях исследования считается результат с отклонением не более 7,5 % от наикратчайшего маршрута. Кратчайшим маршрутом является абсолютное решение поставленной графической задачи, однако, так как работа данного алгоритма направлена на поиск оптимальных и субоптимальных решений, результаты, соответствующие выбранному критерию отклонения, будут считаться удовлетворительными в рамках данного исследования. Размер популяции составляет 1000 особей за цикл, как указано ранее. Эффективным показателем работы алгоритма является количество поколений от 1 до 1000, затраченное на поиск оптимального решения; при невозможности в отдельно взятом испытании выполнить данные условия количество поколений принято за 1000. Также в рамках испытаний поиск маршрута осложняется разного рода препятствиями, наносимыми графически на рабочую область программы. Каждая пара коэффициентов используется не менее пяти раз, затем берется осредненное значение с целью снижения случайного фактора и погрешностей, полный протокол испытаний содержит 660 результатов.

Результаты

Осредненные результаты 660 испытаний при различных конфигурациях алгоритма приведены в табл. 2. Представлены осредненные значения для каждой пяти испытаний соответствующей конфигурации из пары изменяемых коэффициентов (K_c и K_m). На основании данных табл. 2 распределения поколений можно выявить тенденции поведения генетического алгоритма в зависимости от коэффициентов скрещивания K_c (рис. 4, а) и мутации K_m (рис. 4, б). На рис. 5 изображена тенденция осредненных по коэффициенту мутации результатов испытаний при изменении коэффициента скрещивания. Исходя из графика, можно заключить следующее:

- с ростом K_c возрастает эффективность работы алгоритма;
- в интервале от 1 до 10 % по коэффициенту скрещивания достигается наибольшая скорость изменения функции — 56,2 поколения за единицу коэффициента скрещивания, что указывает на высокую степень влияния, которое оказывает данный коэффициент на работу алгоритма;
- в интервале от 1 до 30 % алгоритм достигает наихудших параметров эффективности относительно оставшегося участка графика (627,2 поколения против 188,0), что подтверждает не работоспособность алгоритма при низких коэффициентах скрещивания, которые, в свою очередь, значительно затрудняют эволюционный процесс;
- функция достигает минимума при значении $K_c = 70$ %, что указывает на эффективность работы алгоритма при высоких показателях коэффициента скрещивания;
- в интервале от 70 до 100 % функция начинает возрастать, что указывает на снижение эффективности алгоритма при чрезмерно высоких показателях коэффициента скрещивания;
- в интервале от 70 до 90 % алгоритм достигает наилучших параметров эффективности (138,5 поколения) при случайных коэффициентах мутации.

На графике (см. рис. 4, б) продемонстрирована тенденция осредненных по коэффициенту скрещивания результатов испытаний при изменении коэффициента мутации. Исходя из графика, можно заключить следующее:

- с ростом K_m возрастает эффективность работы алгоритма;
- в интервале от 0 до 30 % по коэффициенту мутации достигается наибольшая скорость изменения функции — 14,1 поколения за единицу коэффициента мутации, что значительно уступает скорости изменения функции от коэффициента скрещивания на аналогичном участке графика (24,6 поколений), что свидетельствует о меньшем влиянии коэффициента мутации на работу алгоритма;
- на начальном участке графика функция стремится к уменьшению количества поколений, достигая своего минимума при $K_m = 60$ %, после чего стремительно возрастает; особенно это заметно на участке от 80 до 90 % (9,7 поколений за единицу коэффициента), что указывает на сни-

жение эффективности работы алгоритма при высоких коэффициентах мутации, которые вносит случайный характер в эволюционный процесс;

– в интервале от 50 до 70 % алгоритм достигает наилучших показателей эффективности (178,5 поколений) при случайных коэффициентах скрещивания.

Таблица 2

Распределение поколений при различных коэффициентах

| $K_{c/m}$ | $m0$ | $m5$ | $m10$ | $m20$ | $m30$ | $m40$ | $m50$ | $m60$ | $m70$ | $m80$ | $m90$ | $m100$ |
|-----------|--------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|
| $c1$ | 1000,0 | 964,2 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 | 988,2 | 888,8 | 959,4 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 |
| $c10$ | 984,2 | 465,4 | 465,2 | 618,6 | 151,6 | 155,6 | 162,0 | 243,6 | 562,8 | 351,4 | 811,6 | 768,0 |
| $c20$ | 914,2 | 619,6 | 774,0 | 428,2 | 41,0 | 128,0 | 212,2 | 136,4 | 152,2 | 301,2 | 647,4 | 686,0 |
| $c30$ | 525,0 | 463,0 | 262,0 | 146,4 | 377,2 | 218,6 | 114,4 | 71,4 | 60,4 | 232,6 | 142,6 | 344,4 |
| $c40$ | 452,0 | 653,0 | 240,4 | 188,0 | 142,0 | 220,6 | 94,4 | 135,0 | 141,8 | 106,0 | 273,4 | 300,4 |
| $c50$ | 599,4 | 527,0 | 269,6 | 292,4 | 104,2 | 127,6 | 95,4 | 59,8 | 51,8 | 64,4 | 176,8 | 139,6 |
| $c60$ | 676,4 | 547,0 | 395,2 | 430,4 | 40,0 | 79,8 | 23,4 | 63,0 | 53,2 | 33,6 | 50,8 | 70,8 |
| $c70$ | 412,6 | 445,6 | 38,6 | 96,8 | 59,2 | 44,6 | 79,4 | 19,6 | 41,0 | 27,0 | 57,2 | 100,0 |
| $c80$ | 644,6 | 101,8 | 284,8 | 56,2 | 177,6 | 60,8 | 81,2 | 29,2 | 21,8 | 72,0 | 67,4 | 82,0 |
| $c90$ | 419,0 | 256,4 | 249,0 | 191,8 | 113,2 | 147,8 | 207,0 | 19,6 | 38,4 | 86,4 | 90,0 | 66,2 |
| $c100$ | 532,6 | 414,0 | 458,6 | 86,6 | 313,8 | 55,0 | 16,0 | 33,2 | 21,6 | 62,6 | 90,6 | 101,6 |

а)



б)

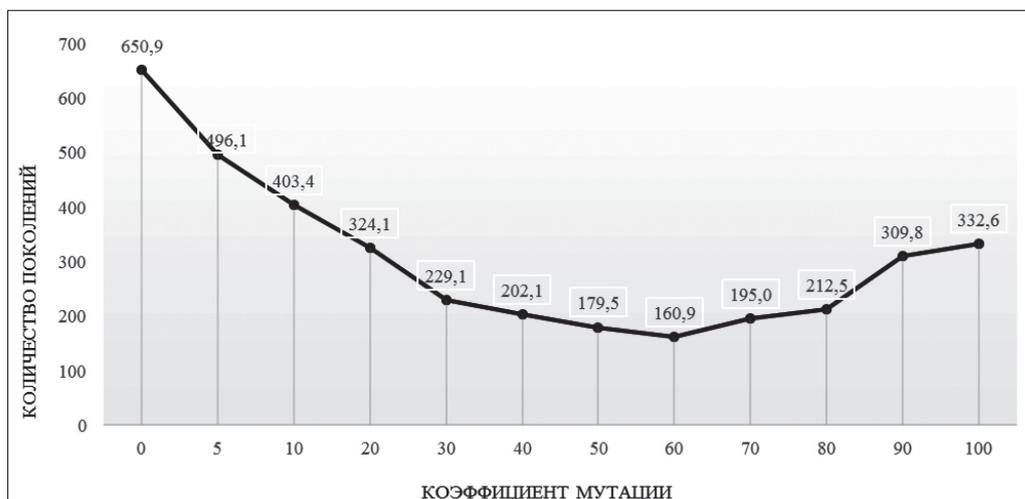


Рис. 4. Тенденции по коэффициентам скрещивания (а) и мутации (б)

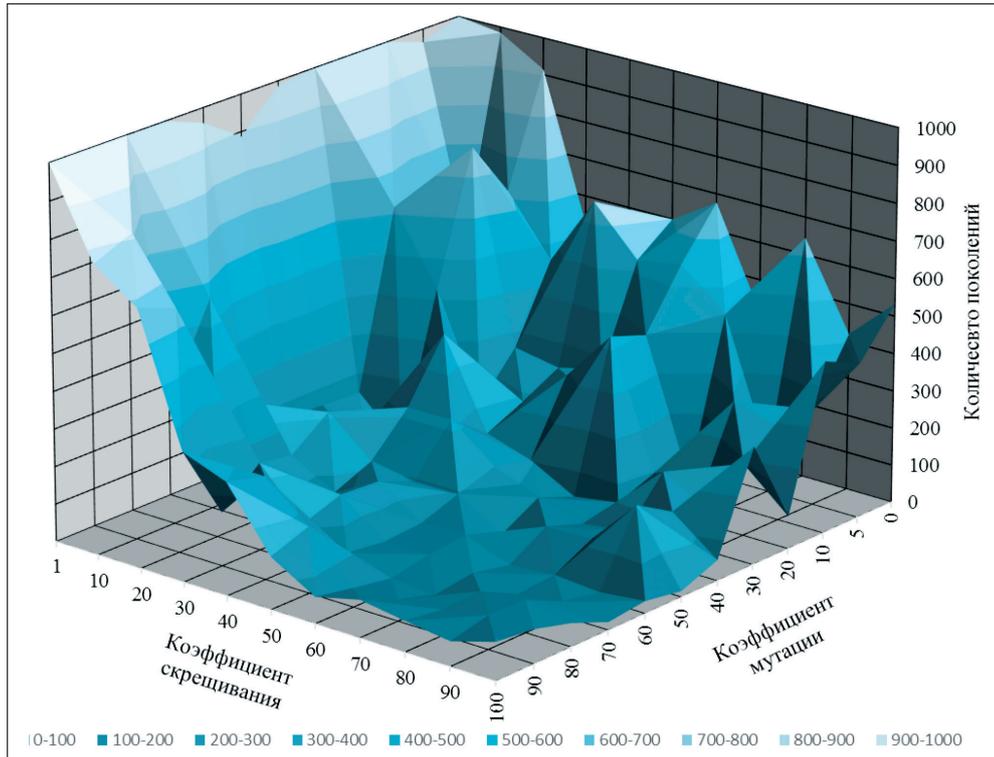


Рис. 5. Диаграмма распределения поколений при различных коэффициентах

Обсуждение

Опираясь на данные осредненных тенденций, представленных на рис. 4 и рис. 5, можно выявить оптимальные интервалы коэффициентов, при которых вне зависимости от выбора другого коэффициента из пары, алгоритм будет достигать приемлемых результатов, а именно $K_c = 70 \sim 100 \%$ и $K_m = 30 \sim 80 \%$. Однако, если построить трехмерную диаграмму распределения поколений для данного множества (см. табл. 2), то на получившейся фигуре отчетливо видны «провалы» (минимумы) в количестве поколений, не совпадающие с осредненными тенденциями по исследуемым коэффициентам. Данная диаграмма (см. рис. 6) наглядно демонстрирует обоюдное влияние коэффициентов на работу алгоритма, доказывая тем самым, что настройка одного параметра алгоритма в отрыве от другого не гарантирует высокую эффективность работы данной системы. Операторы скрещивания и мутации применяются параллельно в эволюционном процессе алгоритма и оказывают влияние на работу друг друга. Также наличие «провалов», не характерных для имеющихся оптимальных интервалов, указывает на наличие определенных комбинаций, которые, несмотря на посредственные показатели в осредненных трендах, обеспечивают высокую эффективность работы.

С целью выявления таких комбинаций, а также уточнения оптимальных интервалов коэффициентов с учетом их обоюдного воздействия на алгоритм, произведем экспресс-анализ цветовыми маркерами имеющейся таблицы распределения поколений (см. табл. 2), в результате которой данная таблица принимает вид табл. 3, где отчетливо видны:

- 1) наличие оптимальных пар коэффициентов, выпадающих из осредненных трендов, таких как $K_{70/10}$, $K_{20/30}$, $K_{60/50}$, $K_{80/20}$ и др.;
- 2) увеличение плотности наилучших показателей в пределах $K_c = 60 \sim 100 \%$ и $K_m = 60 \sim 80 \%$;
- 3) нелинейность обоюдного воздействия, что подтверждается значительным разбросом значений из диапазона эффективных (градации зеленого маркера).

Таблица 3

Экспресс-анализ распределения поколений при различных коэффициентах

| $K_{c/m}$ | $m0$ | $m5$ | $m10$ | $m20$ | $m30$ | $m40$ | $m50$ | $m60$ | $m70$ | $m80$ | $m90$ | $m100$ |
|-------------|--------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|
| c1 | 1000,0 | 964,2 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 | 988,2 | 888,8 | 959,4 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 | 1000,0 |
| c10 | 984,2 | 465,4 | 465,2 | 618,6 | 151,6 | 155,6 | 162,0 | 243,6 | 562,8 | 351,4 | 811,6 | 768,0 |
| c20 | 914,2 | 619,6 | 774,0 | 428,2 | 41,0 | 128,0 | 212,2 | 136,4 | 152,2 | 301,2 | 647,4 | 686,0 |
| c30 | 525,0 | 463,0 | 262,0 | 146,4 | 377,2 | 218,6 | 114,4 | 71,4 | 60,4 | 232,6 | 142,6 | 344,4 |
| c40 | 452,0 | 653,0 | 240,4 | 188,0 | 142,0 | 220,6 | 94,4 | 135,0 | 141,8 | 106,0 | 273,4 | 300,4 |
| c50 | 599,4 | 527,0 | 269,6 | 292,4 | 104,2 | 127,6 | 95,4 | 59,8 | 51,8 | 64,4 | 176,8 | 139,6 |
| c60 | 676,4 | 547,0 | 395,2 | 430,4 | 40,0 | 79,8 | 23,4 | 63,0 | 53,2 | 33,6 | 50,8 | 70,8 |
| c70 | 412,6 | 445,6 | 38,6 | 96,8 | 59,2 | 44,6 | 79,4 | 19,6 | 41,0 | 27,0 | 57,2 | 100,0 |
| c80 | 644,6 | 101,8 | 284,8 | 56,2 | 177,6 | 60,8 | 81,2 | 29,2 | 21,8 | 72,0 | 67,4 | 82,0 |
| c90 | 419,0 | 256,4 | 249,0 | 191,8 | 113,2 | 147,8 | 207,0 | 19,6 | 38,4 | 86,4 | 90,0 | 66,2 |
| c100 | 532,6 | 414,0 | 458,6 | 86,6 | 313,8 | 55,0 | 16,0 | 33,2 | 21,6 | 62,6 | 90,6 | 101,6 |

Заключение

Генетические операторы скрещивания и мутации оказывают значительное влияние на эффективность работы алгоритма, достигая 510-кратного улучшения в показателях при правильно подобранных коэффициентах, что обуславливает актуальность данного исследования. На примере решения задачи поиска оптимального маршрута на плоскости [5] наглядно продемонстрирована роль основных генетических параметров и важность правильного выбора коэффициентов. В ходе исследования удалось достигнуть максимальной эффективности работы алгоритма в поставленной задаче путем экспериментального перебора всех возможных коэффициентов, благодаря чему получены следующие результаты:

- 1) даже при правильной реализации алгоритм может оказаться абсолютно неработоспособным при бездумно выбранных коэффициентах;
- 2) внедрение операторов скрещивания и мутации положительно сказывается на работе алгоритма;
- 3) выявлены оптимальные интервалы значений, гарантирующие эффективную работу алгоритма с учетом обоюдного воздействия: $K_c = 70 \sim 100 \%$ и $K_m = 60 \sim 70 \%$.
- 4) выявлены оптимальные комбинации, обеспечивающие наилучшие результаты: $K_{60/50}$, $K_{100/50}$, $K_{70/60}$, $K_{90/60}$, $K_{80/70}$, $K_{100/70}$.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Chauvin C.* Human and organisational factors in maritime accidents: Analysis of collisions at sea using the HFACS / C. Chauvin, S. Lardjane, G. Morel, J.-P. Clostermann, B. Langard // Accident Analysis & Prevention. — 2013. — Vol. 59. — Pp. 26–37. DOI: 10.1016/j.aap.2013.05.006.
2. *Tsou M. C.* The study of ship collision avoidance route planning by ant colony algorithm / M. C. Tsou, C. K. Hsueh // Journal of Marine Science and Technology. — 2010. — Vol. 18. — № 5. — Pp. 746–756. DOI: 10.6119/JMST.
3. *Goldberg D. E.* Genetic algorithms and machine learning / D. E. Goldberg, J. H. Holland // Machine learning. — 1988. — Vol. 3. — Is. 2–3. — Pp. 95–99. DOI: 10.1023/A:1022602019183.
4. *Курейчик В. М.* Генетические алгоритмы / В. М. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. — 1998. — № 2 (8). — С. 4–7.

5. Федоренко К. В. Поиск оптимального маршрута с применением генетических алгоритмов / К. В. Федоренко // Материалы VII Межвузовской научно-практической конференции аспирантов, студентов и курсантов. — СПб., 2017. — С. 344–347.
6. Басова А. В. Генетические методы решения задачи оптимального планирования грузовых морских перевозок / А. В. Басова, П. Г. Белявский // Вестник Донского государственного технического университета. — 2011. — Т. 11. — № 5 (56). — С. 630–632.
7. Шейкин Т. Ю. Генетический и муравьиный алгоритмы для задачи размещения шлюзов в сети навигационных знаков / Т. Ю. Шейкин // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2013. — № 3 (22). — С. 14–19.
8. Кузнецов А. Л. Метод генетических химер для решения задачи рационализации маршрутов морской транспортировки / А. Л. Кузнецов, А. В. Кириченко, Г. Б. Попов // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2017. — Т. 9. — № 3. — С. 456–467. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-3-456-467.
9. Holland J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence* / J. H. Holland. — MIT press, 1992. — 207 p.
10. Melanie M. *An introduction to genetic algorithms* / M. Melanie. — Fifth printing. — The MIT Press, 1999. — 158 p.
11. Back T. *Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms* / T. Back. — Oxford university press, 1996. — 307 p.
12. Гладков Л. Генетические алгоритмы / Л. Гладков, В. Курейчик, В. Курейчик. — М.: Физматлит, 2006. 2017. — 320 с.
13. Еремеев А. В. Генетические алгоритмы и оптимизация / А. В. Еремеев. — Омск: Изд-во Омского гос. ун-та, 2008. — 48 с.

REFERENCES

1. Chauvin, Christine, Salim Lardjane, Gaël Morel, Jean-Pierre Clostermann, and Benoît Langard. “Human and organisational factors in maritime accidents: Analysis of collisions at sea using the HFACS.” *Accident Analysis & Prevention* 59 (2013): 26–37. DOI: 10.1016/j.aap.2013.05.006.
2. Tsou, Ming-Cheng, and Chao-Kuang Hsueh. “The study of ship collision avoidance route planning by ant colony algorithm.” *Journal of Marine Science and Technology* 18.5 (2010): 746–756. DOI: 10.6119/JMST
3. Goldberg, David E., and John H. Holland. “Genetic algorithms and machine learning.” *Machine learning* 3.2-3 (1988): 95–99. DOI: 10.1023/A:1022602019183.
4. Kureichik, V. M. “Geneticheskie algoritmy.” *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* 2(8) (1998): 4–7.
5. Fedorenko, K. V. “Poisk optimal’nogo marshruta s primeneniem geneticheskikh algoritmov.” *Materialy VII Mezhvuzovskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii aspirantov, studentov i kursantov*. SPb., 2017: 344–347.
6. Basova, Alina V., and Pavel G. Belyavskiy. “Genetic solution methods for problem of stores shipment optimal planning.” *Vestnik of DSTU* 11.5(56): 630–632.
7. Shejkin, T. Ju. “Genetic and ant algorithms for gateway location problem in aids to navigation network.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova* 3(22) (2013): 14–19.
8. Kuznetsov, Aleksandr L., Aleksandr V. Kirichenko, and German B. Popov. “Chimerical genetic algorithm for sea route rationalization.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admiral S.O. Makarova* 9.3 (2017): 456–467. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-3-456-467.
9. Holland, John H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
10. Melanie, Mitchell. *An introduction to genetic algorithms*. The MIT Press, 1999.
11. Back, Thomas. *Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms*. Oxford university press, 1996.
12. Gladkov, Leonid, Vladimir Kureichik, and Viktor Kureichik. *Geneticheskie algoritmy*. M.: Fismatlit, 2006.
13. Eremeev, A. V. *Geneticheskie algoritmy i optimizatsiya*. Omsk: Izd-vo Om. gos. un-ta, 2008.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Федоренко Кирилл Владимирович —

аспирант

Научный руководитель:

Оловянный Аркадий Львович

Морской государственный университет имени

адмирала Г.И. Невельского

690003, Российская Федерация, Владивосток,

ул. Верхнепортовая, д. 50а

e-mail: akuzolhf@gmail.com

Оловянный Аркадий Львович —

кандидат технических наук, доцент

Морской государственный университет

имени адмирала Г.И. Невельского

690003, Российская Федерация, Владивосток,

ул. Верхнепортовая, д. 50а

e-mail: ark@msun.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Fedorenko, Kirill V. —

Postgraduate

Supervisor:

Olovyannikov, Arkadii L.

Maritime State University

named after Admiral G.I. Nevelskoi

50a Verkhneportovaya Str., Vladivostok, 690003,

Russian Federation

e-mail: akuzolhf@gmail.com

Olovyannikov, Arkadii L. —

PhD, associate professor

Maritime State University

named after Admiral G.I. Nevelskoi

50a Verkhneportovaya Str., Vladivostok, 690003,

Russian Federation

e-mail: ark@msun.ru

Статья поступила в редакцию 13 июля 2017 г.

Received: July 13, 2017.