


Научная статья  
УДК 517.977: 519.688: 656.61.052  
<https://doi.org/10.24143/2072-9502-2023-3-46-54>  
EDN MEQZIV

## **Планирование безопасных маршрутов безэкипажных судов на основе методов искусственного интеллекта**

---

*Лама Али Баракат, Ирина Юрьевна Квятковская* 

*Астраханский государственный технический университет,  
Астрахань, Россия, [i.kvyatkovskaya@astu.org](mailto:i.kvyatkovskaya@astu.org)* 

---

**Аннотация.** Рассматривается проблема обеспечения безопасности движения безэкипажных (беспилотных) морских и речных судов. При безэкипажном судовождении одной из важнейших задач является планирование безопасного маршрута, заключающееся в определении кратчайшего пути за кратчайшее время и описании движения морского судна. Представлен обзор исследовательской литературы по решению задачи планирования маршрута морских и речных подвижных объектов. Объектом исследования является безопасный маршрут безэкипажного судна. Предметом исследования являются интеллектуальные методы принятия решений по безопасному планированию маршрутов при безэкипажном судовождении. Целью статьи является повышение безопасности безэкипажного судовождения путем оптимизации маршрута при наличии в области движения безэкипажного судна одного или нескольких препятствий, оказывающих негативное воздействие на траекторию движения. Для достижения данной цели была поставлена и решена задача локального планирования маршрута методом интеллектуального принятия решений на основе «вдохновленных биологией» нейронных сетей. В решении поставленной задачи использованы методы искусственного интеллекта и математического моделирования. Результаты предложенного метода для решения задачи планирования локального маршрута безэкипажного судна подтверждают его способность направлять судно так, чтобы оно избегало точек локального минимума. Результаты моделирования показывают, что планируемый локальный маршрут перехода при безэкипажном судовождении позволяет решать задачу предотвращения столкновений с препятствиями в режиме реального времени, где препятствия оказывают только локальное воздействие. В рамках дальнейших исследований планируется применение описанного метода для разработки информационной системы интеллектуального принятия решений при управлении движением безэкипажного судна.

**Ключевые слова:** планирование, маршрут судна, безэкипажное судовождение, нейронные сети, нейронная активность, безэкипажное судно, безопасная зона

**Для цитирования:** Баракат Л. А., Квятковская И. Ю. Планирование безопасных маршрутов безэкипажных судов на основе методов искусственного интеллекта // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2023. № 3. С. 46–54. <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2023-3-46-54>. EDN MEQZIV.

Original article

## **Planning safe routes for unmanned vessels based on artificial intelligence methods**

---

*Lama A. Barakat, Irina Yu. Kvyatkovskaya* 

*Astrakhan State Technical University,  
Astrakhan, Russia, [i.kvyatkovskaya@astu.org](mailto:i.kvyatkovskaya@astu.org)* 

---

**Abstract.** The article considers the problem of improving safety and efficiency of navigation of unmanned vessels. In the unmanned navigation, one of the most important tasks is planning a safe route, which consists in determining the shortest path in the shortest possible time and describing the motion of a marine vessel. The object of this study is the safe route of an unmanned vessel. There is given a review of the research literature on solving the problem of planning the route of sea and river mobile objects. The subject of the study is intelligent decision-making methods for safe route planning for unmanned navigation. The purpose of this article is to improve the safety of unmanned navigation by op-

timizing the route in the presence of one or more obstacles in the area of movement of an unmanned vessel that have a negative impact on the trajectory of movement. To achieve this goal, the task of local route planning was set and solved by the method of intelligent decision-making based on Biologically Inspired Neural Network (BINN). Methods of artificial intelligence and mathematical modeling were used to solve the problem. The results of the proposed method for solving the problem of planning a local route for an unmanned vessel confirm its ability of the vessel to avoid the local minima points. The simulation results show that the planned local route for unmanned navigation allows solving the problem of avoiding collisions with obstacles in real time, where the obstacles have only local effects. As part of further research, the described method is planned to be used for developing an information decision-making system for a movement control of an unmanned vessel.

**Keywords:** planning, vessel's route, unmanned navigation, neural networks, neural activity, unmanned vessel, safe zone

**For citation:** Barakat L. A., Kvyatkovskaya I. Yu. Planning safe routes for unmanned vessels based on artificial intelligence methods. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics.* 2023;3:46-54. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2023-3-46-54>. EDN MEQZIV.

### Введение

Одним из актуальных направлений современной прикладной науки является технология безэкипажного судовождения (БЭС), которая подразумевает развитие и внедрение на водных путях беспилотных морских судов, выполняющих автономное плавание по предварительно заданному маршруту и управляемых автономной бортовой системой. Технология БЭС развивается благодаря цифровым интеллектуальным технологиям, позволяющим повысить эффективность и безопасность управления беспилотными судами при изменяющихся внешних условиях. Для реализации плавания безэкипажных судов необходимо решать вопросы автономного предупреждения столкновения судов и интеллектуального планирования безопасного маршрута перехода [1–4].

В широком смысле задача планирования маршрута включает два аспекта: определение совокупности промежуточных путевых точек, через которые должно пройти безэкипажное судно с обходом возможных препятствий, и описание движения (геометрического пути) безэкипажного судна во времени [5].

Алгоритмы планирования маршрута можно классифицировать различными способами: по характеру внешней среды (глобальные и локальные), по точности (детерминированные и эвристические) [6].

Детерминированный подход, также известный как точный подход, представляет собой набор строго определенных шагов для создания уникального пути навигации, в то время как эвристический подход, широко принятый в качестве приближенного подхода, позволяет найти только приемлемое решение. Поэтому результат эвристического подхода не всегда обеспечивает наилучшее решение.

Глобальное планирование маршрута (*global route planning*) позволяет найти оптимальный путь от порта отправления к порту назначения при длительном плавании в условиях определенности (определенные географические характеристики окружающей среды, известная метеорологическая информация). Целью

локального планирования маршрута (*local route planning*) судна является определение в режиме реального времени эффективного пути при наличии в области движения безэкипажного судна одного или нескольких препятствий, оказывающих негативное воздействие на траекторию движения [7, 8].

### Состояние вопроса

Задача планирования маршрута рассмотрена во многих русско- и англоязычных статьях. Авторы работы [9] предложили систему динамического планирования траектории для недостаточно отработанных морских надводных транспортных средств на основе диаграммы Вороного, которая состоит из конечного множества различных точек  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  на плоскости, называемых генераторными точками. При обнаружении статического или динамического препятствия алгоритм переходит в фазу планирования и генерирует отклонение траектории на локальном уровне, что обеспечивает предотвращение столкновений с соблюдением Международных правил предупреждения столкновений судов в море, 1972 г. (МППСС-72).

В работе [10] предлагается использование метода нечеткой логики для интеграции нечеткой экспертной системы предупреждения столкновений судов на море и разработанной системы управления движением на основе  $H_\infty$ -оптимизации в пространстве состояний (автопилот  $H_\infty$ ). Результаты моделирования показывают, что при применении предлагаемого в работе метода системы управления судном смогут заблаговременно определить подходящие воздействия по предотвращению столкновения, а также отслеживать желаемый путь в пределах допустимого диапазона до достижения места назначения.

Благодаря методу роя частиц (МРЦ) можно получить глобальный оптимальный путь и повысить безопасность движения судна. Методом роя частиц инициализируют группу случайных частиц (случайных решений), а затем находят оптимальное решение итерационным алгоритмом [6, 11]. Алгоритм

работы МРЦ описывается следующей системой уравнений [12, 13]:

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1); \\ v_i(t+1) = \omega v_i(t) + \tau_1 s_1 (p_i(t) - x_i(t)) + \tau_2 s_2 (g(t) - x_i(t)), \end{cases}$$

где  $x_i(t)$ ,  $x_i(t+1)$  – позиция  $i$ -й частицы в моменты времени  $t$  и  $t+1$  соответственно;  $v_i(t)$ ,  $v_i(t+1)$  – скорость  $i$ -й частицы в моменты времени  $t$  и  $t+1$  соответственно;  $\omega$  – инерционный вес;  $\tau_1 = \tau_2 = 2$  – константы;  $s_1$ ,  $s_2$  – случайные переменные на отрезке  $[0, 1]$ ;  $p_i(t)$  – лучшая позиция  $i$ -й частицы в момент  $t$ ;  $g(t)$  – лучшая позиция в момент  $t$  для любой из частиц роя.

Авторы работы [14] предложили еще один алгоритм планирования траектории автономных судов на основе МРЦ с учетом влияния ветра и волн. Алгоритм никак не учитывает МППСС-72, но, в принципе, допускается к применению для конкретных условий плавания.

Также часто используется подход, основанный на методе искусственного потенциального поля, который позволяет построить гладкий путь и требует мало времени для расчета [6]. Однако, несмотря на наличие явных преимуществ, у метода искусственного потенциального поля существует ряд недостатков. Один из них – наличие локальных минимумов вследствие того, что силы притяжения и отталкивания находятся в противоположных направлениях в один момент. В случае достижения безэкипажным судном локального минимума в потенциальном поле алгоритм планирования пути может заикливаться (это приводит к циклическому поведению судна). Вторым существенным недостатком является несоответствие между запланированным и реальным путем в навигационной практике.

Новый расширенный метод искусственного потенциального поля используется в работе [15]. Этот новый подход успешно решает проблемы планирования реактивного пути (например, сложный лабиринт с несколькими локальными минимумами), которые невозможно решить в рамках обычных статических потенциальных полей. Однако этот метод существенно более сложен для решения задачи автономного планирования маршрута судов и предотвращения столкновений в условиях динамической среды.

В работе [16] предложен алгоритм динамического окна с множеством математических моделей для генерации локальных траекторий движения. На основе критических факторов и правил МППСС-72 создана функция затрат для оценки навигационной безопасности (расчет риска каждой траектории), а не для определения оптимального локального маршрута. К использованию в глобальном планировании траектории для морского автономного надвод-

ного судна новый гибридный метод на основе методов скорости препятствий и марширующих квадратов впервые был предложен в работе [17]. Результатом в этом методе оказывается оптимальный кратчайший путь с учетом риска столкновения и расстояния между траекториями движения судна и препятствиями.

Важно отметить, что как локальные, так и глобальные алгоритмы планирования маршрута судов не обязательно должны быть отдельными. Некоторые алгоритмы (например, гибридный подход) выполняют задачу планирования в среде с препятствиями. Так, предлагаемый в работе [7] гибридный метод позволит планировать как глобальные (с помощью улучшенного метода искусственного потенциального поля), так и локальные (с помощью разработанного метода скорости препятствий) пути автономных судов. Но самый большой недостаток предлагаемого в работе [7] гибридного метода – вопрос точного отслеживания пути – не рассматривался, а также после определения локального пути не обсуждался вопрос о том, следует ли двигаться по первоначальному глобальному пути или продолжать движение по второму запланированному пути и как заставить судно двигаться по глобальному пути с целью безопасного перехода к порту назначения в условиях среды с вероятностными препятствиями.

В работе [8] описываются методы разбиения участка поверхности акватории вершинами графа, определения множества ребер графа и поиска кортежа вершин для определения кратчайшего пути на заданном графе в условиях штормовой погоды на основе реальных данных о параметрах морского волнения в водах Японского моря (правила МППСС-72 не учитываются).

Таким образом, к основным методам планирования маршрута судов относятся: диаграмма Вороного, методы нечеткой логики, метод роя частиц, метод искусственного потенциального поля, алгоритм динамического окна и др. Все вышеуказанные методы планирования маршрута судна имеют существенный недостаток: они применяются в условиях определенности. Кроме того, система управления безэкипажным судном должна обеспечить способность принимать решения в режиме реального времени и адаптироваться к изменяющимся условиям окружающей среды, что является одним из преимуществ интеллектуальных методов принятия решений, которое заключается в постоянном взаимодействии с реальной окружающей средой [2, 3].

#### **Метод и результаты исследования**

При планировании маршрута безэкипажных судов в реальных условиях окружающей среды необ-

ходимо решить следующие задачи: моделирование комплексной внешней среды и планирование траектории в режиме реального времени с обходом препятствий или движущихся морских объектов.

В рамках этой целевой установки предлагается метод планирования локального маршрута на основе «вдохновленных биологией» нейронных сетей (Biologically Inspired Neural Network – BINN) для решения задач обеспечения безопасности движения безэкипажных судов в реальном времени. Главное свойство предлагаемого метода заключается в отсутствии традиционного состава нейронных сетей (входные, скрытые и выходные слои, а также функция активации). Ключевым моментом метода становится представление окружающей морской среды в виде взаимно однозначного соответствия между нейронами в нейронной сети.

Предположим, что движение безэкипажного судна осуществляется в декартовых координатах  $x, y$  с начальной точкой  $O$  (текущее место) к точке  $M$  (место назначения) (рис. 1).

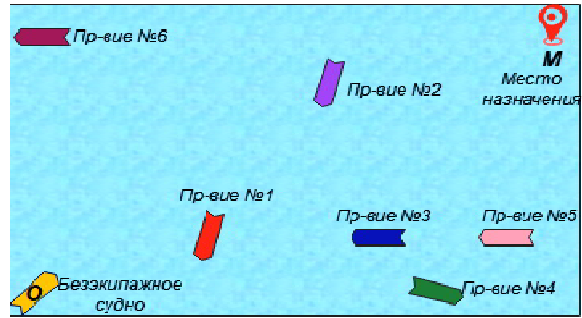


Рис. 1. Навигационная обстановка в виде цифрового изображения

Fig. 1. Navigation environment as a digital image

На первом этапе BINN моделируется окружающая обстановка цифровым бинарным изображением в виде сетки местности, на которой препятствия оказываются темными участками изображения (квадратами), безопасные зоны плавания – светлыми. Затем представляем эту сетку в виде нейронной сети (рис. 2).

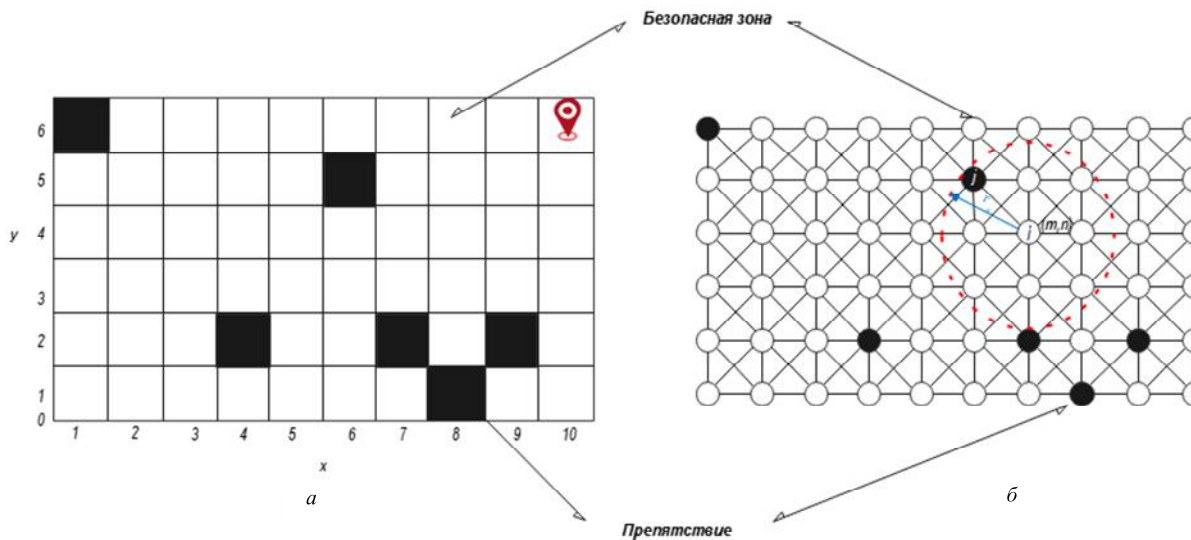


Рис. 2. Принципиальная схема нейронной сети:  $a$  – цифровая бинарная сетка местности;  $b$  – представление сетки местности в виде нейронной сети

Fig. 2. Schematic diagram of the neural network:  $a$  – digital binary grid map;  $b$  – representation of the grid map in the form of a neural network

На втором этапе BINN определяется ландшафт нейронной активности  $z_i$  каждой ячейки в сетке следующим образом.

Динамика  $i$ -го нейрона в нейронной сети можно вычислить по формуле [18, 19]:

$$\frac{dz_i}{dt} = -Az_i + (B - z_i) \left( [I_i]^+ + \sum_{j=1}^k \omega_{ij} [z_j]^+ \right) - (C + z_i) [I_i]^-, \quad (1)$$

где  $z_j$  – нейронная активность (мембранный потенциал)  $j$ -го соседнего нейрона;  $t$  – момент времени;  $A = 10$  – скорость пассивного затухания нейронной активности;  $B = C = 1$  – верхняя и нижняя границы нейронной активности соответственно;  $I_i$  – внешний вход  $i$ -го нейрона с координатами  $(m, n)$ , который имеет следующий вид:

$$I_i(m, n) = \begin{cases} 100, & \text{безопасная зона плавания;} \\ -100 & \text{при наличии препятствий;} \\ 0 & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

$[I_i]^- = \max\{-I_i, 0\}$  – функция, возвращающая значение  $I_i$ , если  $I_i$  отрицательно (при наличии препятствия), и 0 в противном случае;  $[I_i]^+ = \max\{I_i, 0\}$  – функция, возвращающая значение  $I_i$ , если  $I_i$  положительно (при плавании безэкипажного судна в безопасной зоне), и 0 в противном случае;  $k$  – количество нейронных связей  $i$ -го нейрона с соседними нейронами;  $\omega_{ij}$  – весовой коэффициент связи между  $i$ -м и  $j$ -м нейронами, который можно записать в виде

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \frac{\mu}{\rho(q_i, q_j)}, & \text{если } 0 < \rho(q_i, q_j) < r_0; \\ 0, & \text{если } \rho(q_i, q_j) \geq r_0, \end{cases}$$

где  $\mu = 0,7$ ,  $r_0 = 2$  – положительные константы;  $\rho(q_i, q_j)$  – евклидово расстояние между центром ячеек (нейронов)  $i$  и  $j$ . При этом рецептивное поле  $\mathcal{R}_i$  для  $i$ -го нейрона представлено окружением с радиусом  $r_0$ . Таким образом, каждый нейрон имеет боковые связи только с 8 соседними нейронами в пределах своего рецептивного поля.

Нейронная сеть в этом случае состоит из  $10 \times 6$  топологически организованных нейронов с нулевой начальной нейронной активностью. Решаем дифференциальное уравнение (1) в каждом нейроне и получаем следующую матрицу нейронной активности:

$$z = \begin{bmatrix} -0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0,6 & 0 \\ 0 & -0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,6 \end{bmatrix}.$$

На рис. 3 показан ландшафт нейронной активности.

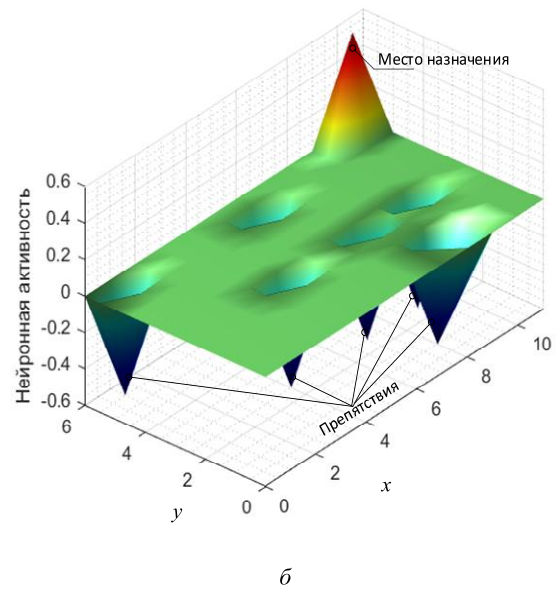
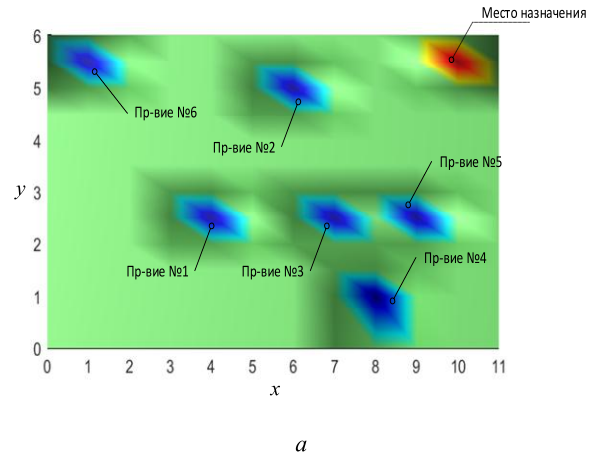


Рис. 3. Ландшафт нейронной активности:  
 а – двумерное компьютерное моделирование;  
 б – трехмерное компьютерное моделирование

Fig. 3. The neural activity landscape:  
 а – two-dimensional computer modeling;  
 б – three-dimensional computer modeling

На третьем этапе BINN генерируется локальный маршрут движения в реальном времени следующим образом.

Поскольку в формуле (1) имеются только возбуждающие нейронные связи, предлагаемая нейронная сеть гарантирует, что положительная нейронная активность может распространяться на все пространство сетки, но отрицательная активность остается только локальной. Таким образом, безопасные зоны глобально притягивают безэкипажное судно, в то время как опасные зоны пре-

пятствий действуют локально, отталкивая судно, чтобы избежать столкновения. Расположение безопасных зон и опасных зон на ландшафте может меняться со временем, например при наличии движущихся препятствий [20], поэтому ландшафт нейронной активности динамически изменяется из-за изменяющихся внешних входных данных из изменяющейся окружающей среды и распространения внутренней активности между нейронами. На основе полученного ландшафта и предыдущих координат судна следующая точка (следующее местоположение)  $q_{t+1}$  на линии движения безэкипажного судна имеет вид

$$q_{t+1} \leftarrow \max \left\{ z_j + c \left( 1 - \frac{\Delta\beta_j}{\pi} \right), j = 1, \dots, k \right\},$$

где  $z_j$  – нейронная активность  $j$ -го соседнего нейрона;  $c$  – положительная константа;  $\Delta\beta_j$  – угол поворота между текущим направлением движения судна и следующим направлением, т. е. если безэкипажное судно движется прямо, то  $\Delta\beta_j = 0$ , если назад, то  $\Delta\beta_j = \pi$ ;  $k$  – общее количество соседних нейронов текущего нейрона, т. е. все возможные следующие местоположения судна. Таким образом,  $\Delta\beta_j$  выражается как

$$\Delta\beta_j = \text{atan2}(y_{t+1} - y_t; x_{t+1} - x_t) - \text{atan2}(y_t - y_{t-1}; x_t - x_{t-1}),$$

где  $(x_{t+1}; y_{t+1})$ ,  $(x_t; y_t)$ ,  $(x_{t-1}; y_{t-1})$  – декартовы координаты следующего, текущего, предыдущего местоположений соответственно;  $\text{atan2}(y; x)$  – функция, возвращающая арктангенс для заданных координат  $y$  и  $x$ :

$$\text{atan2}(y; x) = \begin{cases} \text{arctg}\left(\frac{y}{x}\right) & \text{при } x > 0; \\ \text{arctg}\left(\frac{y}{x}\right) + \pi & \text{при } y \geq 0, x < 0; \\ \text{arctg}\left(\frac{y}{x}\right) - \pi & \text{при } y < 0, x < 0; \\ \frac{\pi}{2} & \text{при } y > 0, x = 0; \\ -\frac{\pi}{2} & \text{при } y < 0, x = 0; \\ \text{не определена} & \text{при } y = 0, x = 0. \end{cases}$$

Действительно, как показано на рис. 4, безэкипажное судно будет двигаться в направлении, где нейронная активность соседних нейронов больше, чем у текущего положения.

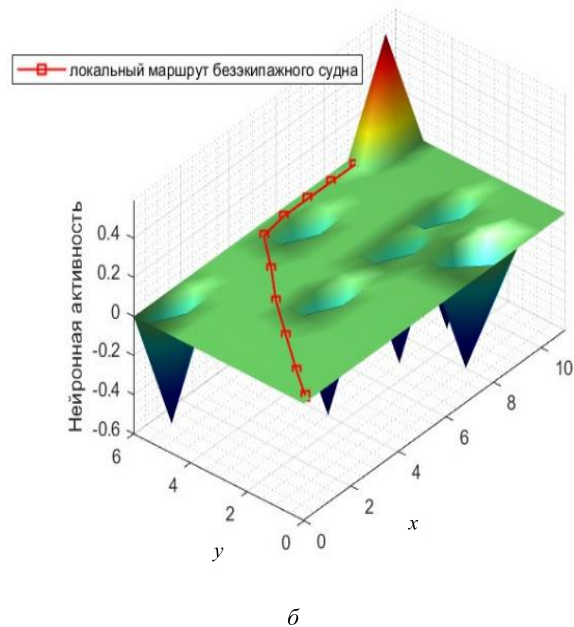
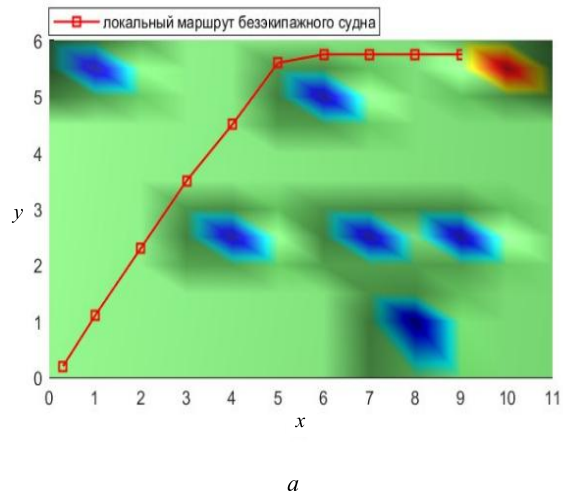


Рис. 4. Планируемый локальный маршрут при БЭС:  
 а – двумерное компьютерное моделирование;  
 б – трехмерное компьютерное моделирование

Fig. 4. Planned local route at unmanned navigation:  
 a – two-dimensional computer modeling;  
 б – three-dimensional computer modeling

А если нейронная активность не изменится в соседних нейронах, то судно будет двигаться вперед, т. е. судно должно проходить более короткий путь (с меньшим количеством препятствий) и делать меньше поворотов в направлении движения.

### Заключение

Проблема поиска и планирования безопасного маршрута в задачах управления безэкипажными судами, исследуемая в работе, является актуаль-

ной. Проведен обзор наиболее распространенных методов планирования маршрута судна в среде с препятствиями. Предложен трехэтапный метод планирования локального маршрута на основе «вдохновенных биологией» нейронных сетей (BINN) на конкретном примере навигационной обстановки. Метод BINN открывает значительное

количество возможных направлений будущих научных исследований в области беспилотных транспортных средств. Дальнейшая работа может быть направлена на разработку и использование в задаче обеспечения безопасности при управлении БЭС гибридных подходов.

#### Список источников

1. Баракат Л. А., Квятковская И. Ю. Предотвращение столкновений при безэкипажном судовождении на основе алгоритма глубокого детерминированного градиента стратегии // Имитационное и комплексное моделирование морской техники и морских транспортных систем: материалы VI Междунар. науч.-практич. конф. (ИКМ МТМТС-2021) (Санкт-Петербург, 23 июня 2021 г.). М.: Перо, 2021. С. 22–25.
2. Баракат Л. Предотвращение столкновений безэкипажных судов с использованием глубокого обучения с подкреплением // Имитационное и комплексное моделирование морской техники и морских транспортных систем (ИКМ МТМТС-2019): тр. V Междунар. науч.-практич. конф. М.: Перо, 2019. С. 102–105.
3. Баракат Л. А., Квятковская И. Ю. Интеллектуальное принятие решений по автономному предотвращению столкновений безэкипажных судов на основе алгоритма глубокой Q-сети // 64-я Междунар. науч. конф. Астрахан. гос. техн. ун-та: материалы (Астрахань, 20–25 апреля 2020 г.). Астрахань: Изд-во АГТУ. URL: <http://www.astu.org/Content/Page/5833> (дата обращения: 19.03.2023) № государственной регистрации 0322002778.
4. Barakat L. A. Markov decision-making process for autonomous collision avoidance of unmanned ships // X Regional Scientific and Practical Conference (Tomsk). Tomsk: Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, 2021. P. 236–239.
5. Gasparetto A., Boscariol P., Lanzutti A., Vidoni R. Path Planning and Trajectory Planning Algorithms: A General Overview // Motion and Operation Planning of Robotic Systems. Mechanisms and Machine Science. 2015. V. 29. P. 3–27.
6. Лю В. Методы планирования пути в среде с препятствиями (обзор) // Математика и математическое моделирование. 2018. № 1. С. 15–58.
7. Zhang L., Mou J., Chen P., Li M. Path Planning for Autonomous Ships: A Hybrid Approach Based on Improved APF and Modified VO Methods // J. Mar. Sci. Eng. 2021. V. 9. P. 761.
8. Гриняк В. М., Гриняк Т. М., Акмайкин Д. А. Планирование маршрута перехода морского судна с учетом параметров волнения // Территория новых возможностей. Вестн. Владивосток. гос. ун-та экономики и сервиса. 2018. № 4 (43). С. 99–111.
9. Candeloro M., Lekkas A. M., Sørensen A. J. A Voronoi-diagram-based dynamic path-planning system for under-actuated marine vessels // Control Engineering Practice. 2017. V. 61. P. 41–54.
10. Hwang C. N., Yang J. M., Chiang C. Y. The design of fuzzy collision-avoidance expert system implemented by H $\infty$ -autopilot // Journal of Marine Science and Technology. 2001. V. 9, no. 1. Article 4. DOI: 10.51400/2709-6998.2432.
11. Han H. T., Ji W. F., Zhang Y. Q., Sha D. P. Comparative study of path planning by particle swarm optimization and genetic algorithm // Applied Mechanics and Materials. 2014. V. 687. P. 1420–1424.
12. Оськин А. Ф., Оськин Д. А. Алгоритм и программа численной оптимизации, реализующие метод роя частиц // Вестн. Полоцк. гос. ун-та. Сер. С. Фундаментальные науки. 2022. № 4. С. 26–31.
13. Rini D. P., Shamsuddin S. M., Yuhaziz S. S. Particle swarm optimization: technique, system and challenges // International journal of computer applications. 2011. V. 14, no. 1. P. 19–26.
14. Zhou Y., Gong Y., Geng X., Li D., Gao B., Li C. An Algorithm for Path Planning of Autonomous Ships Considering the Influence of Wind and Wave // Journal of Physics: Conference Series (2nd International Conference on Applied Physics and Computing (ICAPC 2021)). 2021. V. 2083. P. 032028. DOI: 10.1088/1742-6596/2083/3/032028.
15. Mabrouk M. H., McInnes C. R. Solving the potential field local minimum problem using internal agent states // Robotics and Autonomous Systems. 2008. V. 56, no. 12. P. 1050–1060.
16. Yang R., Xu J., Wang X., Zhou Q. Parallel trajectory planning for shipborne Autonomous collision avoidance system // Applied Ocean Research. 2019. V. 91. P. 101875.
17. Chen P., Huang Y., Papadimitriou E., Mou J., van Gelder P. Global path planning for autonomous ship: A hybrid approach of Fast Marching Square and velocity obstacles methods // Ocean Engineering. 2020. V. 214. P. 107793.
18. Chen M., Zhu D. Multi-AV cooperative hunting control with improved Glasius bio-inspired neural network // The Journal of Navigation. 2019. V. 72 (3). P. 759–776.
19. Hodgkin A. L., Huxley A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction band excitation in nerve // Bulletin of mathematical biology. 1990. V. 52, no. 1. P. 25–71.
20. Yang S. X., Luo C. A neural network approach to complete coverage path planning // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). 2004. V. 34 (1). P. 718–724.

## References

Barakat L. A., Kvyatkovskaya I. Yu. Planning safe routes for unmanned vessels based on artificial intelligence methods

1. Barakat L. A., Kvyatkovskaya I. Yu. Predotvrashchenie stolknovenii pri bezekipazhnom sudovozhdenii na osnove algoritma glubokogo determinirovannogo gradienta strategii [Collision avoidance in unmanned navigation based on deep deterministic gradient strategy algorithm]. *Imitatsionnoe i kompleksnoe modelirovanie morskoi tekhniki i morskikh transportnykh sistem: materialy VI Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (IKM MTMTS-2021) (Sankt-Peterburg, 23 iyunia 2021 g.)*. Moscow, Pero Publ., 2021. Pp. 22-25.
2. Barakat L. Predotvrashchenie stolknovenii bezekipazhnykh sudov s ispol'zovaniem glubokogo obucheniia s podkrepлением [Unmanned vessel collision avoidance using deep reinforcement learning]. *Imitatsionnoe i kompleksnoe modelirovanie morskoi tekhniki i morskikh transportnykh sistem (IKM MTMTS-2019): trudy V Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii*. Moscow, Pero Publ., 2019. Pp. 102-105.
3. Barakat L. A., Kvyatkovskaya I. Yu. Intellektual'noe priniatie reshenii po avtonomnomu predotvrashcheniiu stolknovenii bezekipazhnykh sudov na osnove algoritma glubokoi Q-seti [Intelligent decision making for autonomous collision avoidance of unmanned vessels based on deep Q-network algorithm]. *64-ia Mezhdunarodnaia nauchnaia konferentsiia Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta: materialy (Astrakhan', 20–25 aprilia 2020 g.)*. Astrakhan', Izd-vo AGTU. Available at: <http://www.astu.org/Content/Page/5833> (accessed: 19.03.2023); № gosudarstvennoi registratsii 0322002778.
4. Barakat L. A. Markov decision-making process for autonomous collision avoidance of unmanned ships. *X Regional Scientific and Practical Conference (Tomsk)*. Tomsk, Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, 2021. Pp. 236-239.
5. Gasparetto A., Boscariol P., Lanzutti A., Vidoni R. Path Planning and Trajectory Planning Algorithms: A General Overview. Motion and Operation Planning of Robotic Systems. *Mechanisms and Machine Science*, 2015, vol. 29, pp. 3-27.
6. Liu V. Metody planirovaniia puti v srede s prepiatstviiami (obzor) [Path planning methods in environment with obstacles (review)]. *Matematika i matematicheskoe modelirovanie*, 2018, no. 1, pp. 15-58.
7. Zhang L., Mou J., Chen P., Li M. Path Planning for Autonomous Ships: A Hybrid Approach Based on Improved APF and Modified VO Methods. *J. Mar. Sci. Eng.*, 2021, vol. 9, p. 761.
8. Griniak V. M., Griniak T. M., Akmaikin D. A. Planirovanie marshruta perekhoda morskogo sudna s uchetom parametrov volneniia [Planning route of sea vessel taking into account wave parameters]. *Territorii novykh vozmozhnostei. Vestnik Vladivostokskogo gosudarstvennogo universiteta ekonomiki i servisa*, 2018, no. 4 (43), pp. 99-111.
9. Candeloro M., Lekkas A. M., Sørensen A. J. A Voronoi-diagram-based dynamic path-planning system for under-actuated marine vessels. *Control Engineering Practice*, 2017, vol. 61, pp. 41-54.
10. Hwang C. N., Yang J. M., Chiang C. Y. The design of fuzzy collision-avoidance expert system implemented by H $\infty$ -autopilot. *Journal of Marine Science and Technology*, 2001, vol. 9, no. 1, article 4. DOI: 10.51400/2709-6998.2432.
11. Han H. T., Ji W. F., Zhang Y. Q., Sha D. P. Comparative study of path planning by particle swarm optimization and genetic algorithm. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, vol. 687, pp. 1420-1424.
12. Oskin A. F., Oskin D. A. Algoritm i programma chislennoy optimizatsii, realizuyushchiye metod roya chastits [Numerical optimization algorithm and program implementing the particle swarm optimization]. *Vestnik Polotskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya S. Fundamentalnyye nauki*, 2022, no. 4, pp. 26-31.
13. Rini D. P., Shamsuddin S. M., Yuhaniz S. S. Particle swarm optimization: technique, system and challenges. *International journal of computer applications*, 2011, vol. 14, no. 1, pp. 19-26.
14. Zhou Y., Gong Y., Geng X., Li D., Gao B., Li C. An Algorithm for Path Planning of Autonomous Ships Considering the Influence of Wind and Wave. *Journal of Physics: Conference Series (2nd International Conference on Applied Physics and Computing (ICAPC 2021))*, 2021, vol. 2083, pp. 032028. DOI: 10.1088/1742-6596/2083/3/032028.
15. Mabrouk M. H., McInnes C. R. Solving the potential field local minimum problem using internal agent states. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, vol. 56, no. 12, pp. 1050-1060.
16. Yang R., Xu J., Wang X., Zhou Q. Parallel trajectory planning for shipborne Autonomous collision avoidance system. *Applied Ocean Research*, 2019, vol. 91, p. 101875.
17. Chen P., Huang Y., Papadimitriou E., Mou J., van Gelder P. Global path planning for autonomous ship: A hybrid approach of Fast Marching Square and velocity obstacles methods. *Ocean Engineering*, 2020, vol. 214, p. 107793.
18. Chen M., Zhu D. Multi-AV cooperative hunting control with improved Gladius bio-inspired neural network. *The Journal of Navigation*, 2019, vol. 72 (3), pp. 759-776.
19. Hodgkin A. L., Huxley A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction band excitation in nerve. *Bulletin of mathematical biology*, 1990, vol. 52, no. 1, pp. 25-71.
20. Yang S. X., Luo C. A neural network approach to complete coverage path planning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, vol. 34 (1), pp. 718-724.

Статья поступила в редакцию 15.05.2023; одобрена после рецензирования 27.06.2023; принята к публикации 20.07.2023  
The article is submitted 15.05.2023; approved after reviewing 27.06.2023; accepted for publication 20.07.2023



**Информация об авторах / Information about the authors**

**Лама Али Баракат** – ассистент кафедры высшей и прикладной математики; Астраханский государственный технический университет; lama.barakat@mail.ru

**Lama A. Barakat** – Lecturer of the Department of Higher and Applied Mathematics; Astrakhan State Technical University; lama.barakat@mail.ru

**Ирина Юрьевна Квятковская** – доктор технических наук, профессор; заведующий кафедрой высшей и прикладной математики; Астраханский государственный технический университет; i.kvyatkovskaya@astu.org

**Irina Yu. Kvyatkovskaya** – Doctor of Technical Sciences, Professor; Head of the Department of Higher and Applied Mathematics; Astrakhan State Technical University; i.kvyatkovskaya@astu.org

