

УДК 004.8

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.44.1.024](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.44.1.024)

Управление движением по программной траектории с помощью нейронной сети

В.М. Гриняк^{1✉}, К.С. Шутов², А.В. Артемьев³

¹Владивостокский государственный университет,
Владивосток, Российская Федерация

²Дальневосточный федеральный университет,
Владивосток, Российская Федерация

³Морской государственный университет им. адм. Г.И. Невельского,
Владивосток, Российская Федерация

Резюме. Работа посвящена созданию аппаратно-программного прототипа беспилотного транспортного средства и изучению вариантов его архитектуры в попытке создать универсальное стандартное решение для такого типа устройств. Рассматривается задача управления беспилотником таким образом, чтобы имелась возможность гибкого переключения источников управляющих команд и алгоритмов управления. Для этого подсистемы генерации и исполнения управляющих команд связываются посредством очереди сообщений, что дает возможность комбинировать автономный и дистанционно управляемый режим работы беспилотника. Предлагается метод генерации управляющих команд при следовании объекта по программной траектории, основанный на нейронной сети. Входными данными сети являются координаты программной траектории и текущее состояние объекта, а выходными – управляющие воздействия. В работе описывается аппаратная и программная составляющая устройства автомобильного типа, архитектура системы его управления, структура нейронной сети, возможные подходы к ее обучению. Обсуждается создание обучающей выборки как на моделируемых, так и на реальных данных о движении, что позволяет беспилотному устройству «обучаться» разным стилям вождения. Приводятся результаты экспериментов с различными обучающими выборками, которые демонстрируют практическую применимость предложенного метода управления. Уделено внимание аспектам структуры нейронной сети, включая выбор количества слоев и нейронов. Указано на возможность использования «промежуточных» точек программной траектории для улучшения свойств движения объекта. В целом делается вывод о перспективности применения нейронных сетей в управлении беспилотниками, в тех случаях, когда требуется комбинирование и гибкое переключение алгоритмов управления.

Ключевые слова: беспилотное транспортное средство, управление движением, навигация, автономное движение, нейронная сеть.

Благодарности: работа выполнена в рамках программы академического стратегического лидерства «Приоритет-2030», проект «Разработка алгоритмов автоматического расхождения судов в соответствии с МППСС-72, оценка их эффективности и безопасности».

Для цитирования: Гриняк В.М., Шутов К.С., Артемьев А.В. Управление движением по программной траектории с помощью нейронной сети. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1527> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.024

Motion control along a program trajectory using a neural network

V.M. Grinyak^{1✉}, K.S. Shutov², A.V. Artemiev³

¹Vladivostok State University, Vladivostok, the Russian Federation

²Far Eastern Federal University, Vladivostok, the Russian Federation

³Maritime State University named after admiral G.I. Nevelskoy, Vladivostok,
the Russian Federation

Abstract. The paper examines the creation of a hardware and software prototype of an unmanned vehicle and testing its hardware and software architecture in an attempt to create a universal standard solution for this type of device. The problem of controlling a drone is considered in such a way that it is possible to flexibly switch the sources of control commands and control algorithms. For this purpose, the subsystems for generating and executing control commands are proposed to be connected via a message queue. It is makes possible to combine autonomous and manual controlled modes of operation of the drone. A method for generating control commands when an object follows a program trajectory, based on a neural network, is proposed. The input data of the network are the coordinates of the program trajectory and the current state of the object, and the output data are control actions. The paper describes the hardware and software components of an automobile-type device, the architecture of its control system, the architecture of a neural network, and possible approaches to its training. The creation of a training set using both simulated and real traffic data is discussed, which allows the self-driving device to “learn” different driving styles. The results of experiments with various training samples are presented, which demonstrate the practical applicability of the proposed control method. Attention is paid to aspects of the neural network structure, including the choice of the number of layers and neurons. The possibility of using “intermediate” points of the program trajectory to improve the properties of the object’s movement is indicated. In general, it is concluded that the use of neural networks is promising in the control of drones, in cases where combining and flexible switching of control algorithms is required.

Keywords: unmanned vehicle, vehicle control, navigation, autonomous vehicle, neural network.

Acknowledgements: this research was supported by the program of academic leadership “Prioritet-2030”, project “Development of algorithms for vessels collision avoidance in accordance with COLREGs-72, assessment of their effectiveness and safety”.

For citation: Grinyak V.M., Shutov K.S., Artemiev A.V. Motion control along a program trajectory using a neural network. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1527> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.024 (In Russ.).

Введение

На сегодняшний день создание и внедрение беспилотных транспортных средств является объектом пристального внимания со стороны исследователей и инженеров. Исторически беспилотники создавались в рамках специальных задач и для работы в зонах, опасных для человека. В настоящее время имеются попытки их использования в самых разных отраслях: видеонаблюдение, доставка больших и мелких грузов, сельскохозяйственные работы, мониторинг параметров среды, складские задачи и т. п. Соответственно отрасли можно выделить беспилотники наземного, воздушного, надводного и подводного типов.

Наземными беспилотниками автомобильного типа активно занимаются такие компании, как Jaguar Land Rover, Renault-Nissan, General Motors, Ford, Tesla. Целью их разработок является создание автомобиля (в т. ч. большого грузовика), который будет способен не только ехать в нужном направлении, но и менять полосы движения, самостоятельно пересекать перекрестки и двигаться в пробках [1-3]. Хотя в этой отрасли имеются определенные успехи, массовому внедрению беспилотных автомобилей мешают невнятная идеология и инфраструктурные ограничения [4, 5].

Из наиболее распространенных малых беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), ориентированных на взаимодействие с пилотом, можно выделить модели

компаний DJI, 3D Robotics, Walkera, Hubsan, Cheerson и другие [6]. Основным предметом научно-исследовательских и опытно-конструкторских изысканий в этой сфере является создание новых типов электрических батарей и особо экономичных электродвигателей, миниатюризация навесного оборудования, обеспечение надежной связи с удаленным оператором [7-10].

Наиболее известными рабочими гражданскими проектами в качестве безэкипажных научно-исследовательских судов являются C-Enduro Thomas; Datamaran, Salidrone, Submaran, Mayflower Autonomous Research Ship (MARS), AAWA, Hrönn и другие [11, 12]. Существуют и активно внедряются в повседневную практику все технические предпосылки безэкипажного судоходства: навигационные системы, электронная картография, системы связи, автоматическая идентификационная система (АИС), интеграция навигационных данных (Е-Навигация, А-Навигация), оптические системы наблюдения, автоматические системы управления судном, новые поколения судовых двигателей и источников электроэнергии [13, 14]. Основным направлением исследований в области безэкипажного судоходства является адаптация «под него» классических методов и алгоритмов судовождения, трактовка правил МППСС [15, 16].

С точки зрения реализации процессов управления можно выделить 3 режима работы беспилотных транспортных средств:

1. Полностью автономная система – не предусматривает вмешательство пилота.
2. Дистанционно управляемая система – беспилотным объектом управляет оператор, не находящийся на борту.
3. Комбинированный режим работы – совмещает автономный и дистанционный режимы, позволяет оперативно переключаться между ними.

Именно комбинированный режим работы представляет наибольший исследовательский и прикладной интерес. Для такого режима важно обеспечить модульность, слабую зависимость компонент системы, возможность их заменимости в части функционала, связанного с управлением. Это даст возможность эксплуатировать беспилотное устройство, оперативно и гибко заменяя алгоритмы управления в зависимости от выполняемых им конкретных задач. Хотя имеются безусловные успехи развития беспилотников различного типа, на данный момент для комбинированного режима работы не отработана архитектура программных компонент управления, нет стандартных, устоявшихся архитектурных решений [3]. Таким образом, является актуальной задача исследования различных вариантов аппаратно-программной архитектуры беспилотных транспортных средств и соответствующих алгоритмов управления ими.

Управление движением по программной траектории является традиционной задачей, связанной с беспилотными транспортными средствами. В том случае, если такая траектория задается последовательностью точек (ломаной) возможно множество вариантов ее реализации, определяемых критериями оптимизации движения и спецификой кинематики и динамики объекта. Так, например, объект может реализовать траекторию, кратчайшую из возможных, оптимальную по энергетике управления, с минимальным числом управляющих воздействий и т. п. В последнее время все чаще отмечаются решения с критерием подобия: объект должен двигаться так, чтобы его движение в автоматическом режиме напоминало бы движение в режиме управления человеком. Другими словами, чтобы движение через последовательно заданные точки было бы максимально «естественным» и внешне автоматически управляемый объект не отличался бы от объекта, управляемого опытным оператором. Такой критерий нельзя формализовать и реализовать традиционными представлениями теории управления.

Популярным подходом к решению задач такого типа является использование нейронных сетей.

Настоящая работа посвящена разработке аппаратно-программного прототипа беспилотного транспортного средства, сочетающего комбинированный – автономный и дистанционный – режимы работы. При этом автономный режим управления объектом реализуется с использованием нейросети, что позволяет реализовать опыт управления, наработанный оператором (в том числе – и коллективный опыт). Целью работы являлась реализация и исследование программной архитектуры, позволяющей «на лету» переключать режим управления движением беспилотника и алгоритма автономного управления объектом.

Материалы и методы

Не теряя общности, с целью упрощения постановки экспериментов, исследование проводилось на небольшом устройстве автомобильного типа. Его аппаратная часть содержит лишь самые общие части: микрокомпьютер, камеру видеонаблюдения, модуль питания, модуль управления, GPS и шасси (колеса и платформа для крепления аппаратных модулей).

В программной части создаваемого беспилотного устройства выделяются клиентская и серверная части. Клиентская часть состоит из контроллера для управления аппаратной частью, видео проигрывателя для воспроизведения видео с камеры и отрисовщика карты с отображением текущего местоположения. Серверная часть состоит из подсистемы управления, которая преобразует высокоуровневые команды в низкоуровневые; подсистемы потокового видео, позволяющей транслировать данные с камеры, а также подсистемы считывания (измерения или оценки) координат (Рисунок 1).

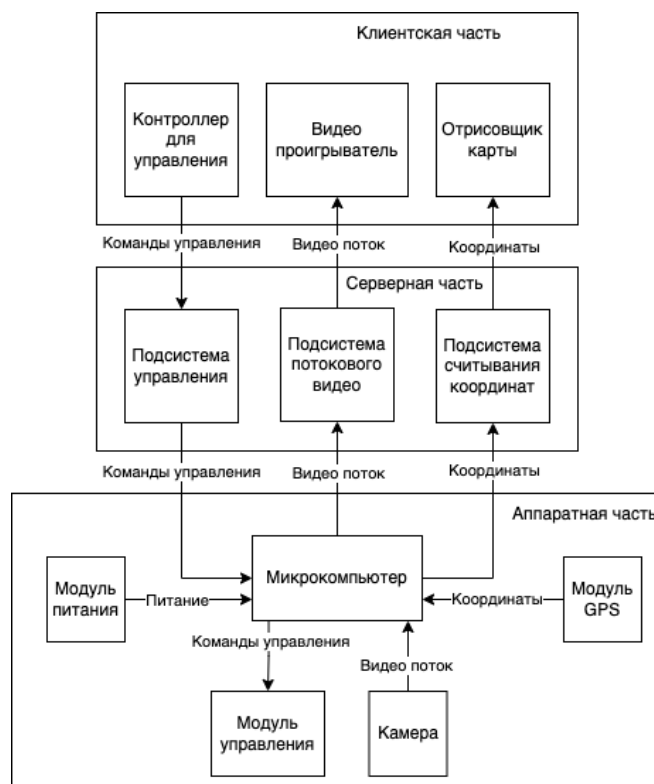


Рисунок 1 – Архитектура беспилотного средства
 Figure 1 – Unmanned vehicle architecture

Для работы в комбинированном режиме (совмещения автономного и дистанционного управления) и обеспечения возможности оперативного переключения алгоритмов управления предлагается следующая архитектура подсистемы управления: управляющие команды помещаются в очередь сообщений, а затем извлекаются из очереди и исполняются (Рисунок 2). Это обеспечивает технологическую независимость подсистем выработки управляющих команд и подсистем их реализации.

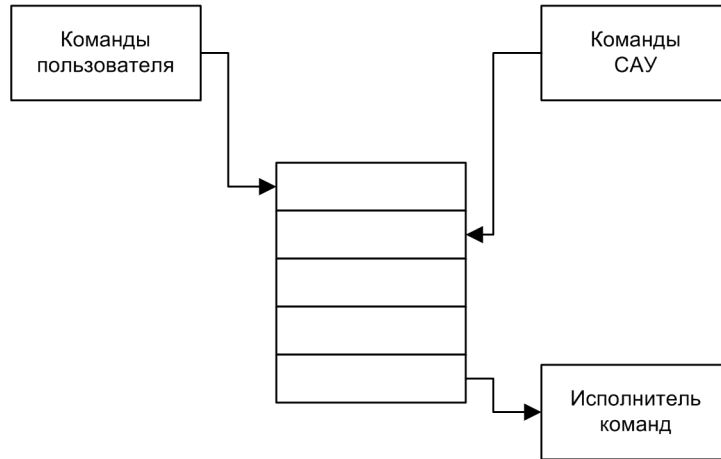


Рисунок 2 – Архитектура подсистемы управления беспилотного средства
 Figure 2 – Unmanned vehicle control system architecture

Пусть вектор состояния управляемой системы имеет следующий вид:

$$z = [x, y, \varphi],$$

где x, y – координаты объекта, φ – угол курса. За координаты объекта примем точку, расположенную в центре объекта (Рисунок 3).

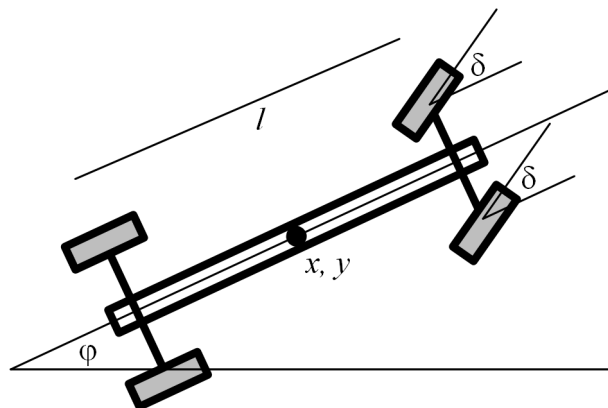


Рисунок 3 – Кинематическая схема шасси автомобильного типа
 Figure 3 – Kinematics of an automobile-type chassis

Вектор управления будет иметь вид:

$$u = [v, \delta],$$

где v – скорость объекта, δ – угол поворота рулевого колеса. Уравнения движения системы будут иметь вид (приближенные кинематические уравнения плоского движения автомобиля длины l):

$$\begin{aligned}\dot{x} &= v \cos \varphi, \\ \dot{y} &= v \sin \varphi, \\ \dot{v} &= 0, \\ \dot{\varphi} &= \delta v / l.\end{aligned}$$

При моделировании движения прибегнем к традиционному упрощению – дискретному представлению последних уравнений «в приращениях»:

$$\begin{aligned}x_{t+1} &= x_t + v_t \cos \varphi_t \Delta t, \\ y_{t+1} &= y_t + v_t \sin \varphi_t \Delta t, \\ v_{t+1} &= v_t, \\ \varphi_{t+1} &= \varphi_t + \delta_t v_t / l \Delta t,\end{aligned}$$

где Δt – малый интервал времени между соседними состояниями системы.

Уравнения измерений определяются набором датчиков, доступных для контроля устройства. Это могут быть модули GPS / Глонасс, компас, счетчик поворотов колеса, датчик измерения уровня сигнала BLE, сонар и т. п.

Программную траекторию объекта будем представлять в виде последовательности точек на плоскости. Считая, что движение начинается из первой точки, и в этой точке известны скорость и угол курса объекта (то есть известно начальное состояние системы), необходимо выработать набор управляющих команд, реализующих программную траекторию. Этот набор команд будет представлять собой последовательность кортежей $\{v, \delta, t\}$, задающих значения скорости и угла поворота рулевого колеса в соответствующий момент времени.

Для упрощения задачи прибегнем к ее декомпозиции следующим образом. Выберем из программной траектории объекта первый отрезок и определим набор управляющих команд $\{v, \delta, t\}$ для этого случая. При достижении объектом второй точки, зная его скорость, угол курса и угол поворота рулевого колеса выберем из программной траектории следующий отрезок. Далее задача решается итерационно для каждого отрезка, пока объект не достигнет последней точки. При решении задачи каждый отрезок будем нормализовать, смещая его к началу координат и располагая вдоль оси абсцисс. Таким образом, исходными данными для решения задачи для очередного отрезка будут нормализованные координаты очередной точки программной траектории (фактически – длина отрезка) и приведенный угол курса объекта (при такой схеме считается, что объект всегда находится в начале относительной системы координат).

Для генерации последовательности команд управления в соответствии с заданной программной траекторией будем использовать нейронную сеть с архитектурой, характерной для решения регрессионных задач. Нейронная сеть состоит из 4 слоев (Рисунок 4).

1. *Входной слой.* Этот слой принимает входные данные (l, φ) , где l соответствует длине очередного отрезка, а φ соответствует нормализованному курсовому углу. Реализует функцию активации ReLU.

2. *Полносвязный слой с 64 нейронами.* Принимает входные данные из входного слоя (размерность 2) и преобразует их с использованием 64 нейронов. Реализует функцию активации ReLU.

3. *Полносвязный слой с 32 нейронами.* Принимает выходные данные из прошлого слоя (64 нейрона) и обрабатывает их с использованием 32 нейронов. Реализует функцию активации ReLU.

4. *Выходной полносвязный слой.* Получает данные от предыдущего слоя (32 нейрона) и генерирует выходные данные v или δ (скорость или угол поворота рулевого

колеса, для каждого параметра используется отдельная нейронная сеть). Реализует линейную функцию активации.

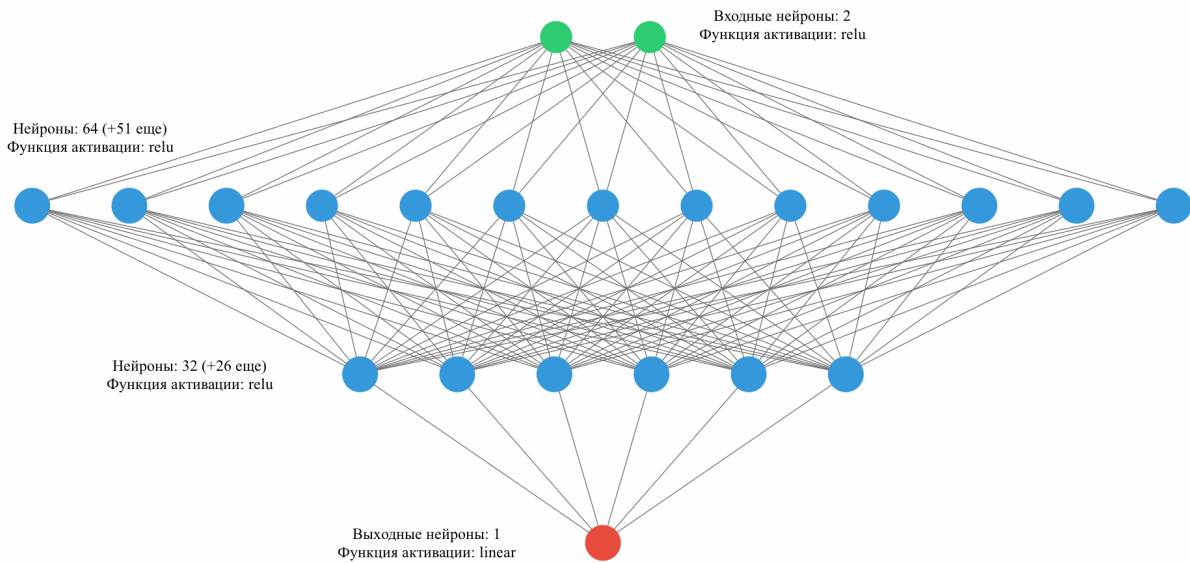


Рисунок 4 – Структура нейронной сети
 Figure 4 – Neural network structure

Обучение сетей такого типа состоит в создании обучающей выборки, содержащей множество прецедентов «вход-выход» и подбор внутренних параметров сети таким образом, чтобы минимизировать невязку (ошибку) на выходе. Для последнего существуют хорошо разработанные стандартные методы (например, обратного распространения ошибки). Исследовательский интерес представляет способ формирования обучающей выборки, которая должна быть полной с точки зрения включения основных типов прецедентов и непротиворечивой с точки зрения соответствия различных подмножеств входных и выходных данных. В рассматриваемой задаче формирование обучающей выборки возможно на моделируемых и реальных данных о движении.

Обучающая выборка – моделируемые данные. Цель такого способа создания обучающей выборки – смоделировать характерные подмножества входных и выходных данных. В рассматриваемой задаче они соответствуют различным способам движения от точки к точке, своего рода «стилям» вождения. Так, например, если очередная точка программной траектории находится далеко, скорость движения может увеличиваться и наоборот. Поворот по направлению к очередной точке может осуществляться «резко» в начале отрезка, а может идти по плавной дуге в течение всего пути и т. п. Здесь примем следующую модель движения от точки к точке:

- если угол курса совпадает с направлением на точку – движемся прямо (угол поворота рулевого колеса равен 0);
- если угол курса не совпадает с направлением на точку – поворачиваем в нужную сторону с некоторым характерным углом поворота рулевого колеса (определяющего характерный радиус поворота).

Соответственно, траектория движения выглядит следующим образом: полуокружность (выходим на заданный курс) плюс отрезок (движемся заданным курсом, Рисунок 5).

Запись значений «вход-выход» идет во время движения с заданным интервалом моделирования Δt на всем протяжении траектории, l соответствует расстоянию от текущего положения объекта до конечной точки траектории, а φ соответствует углу между направлением на конечную точку и касательной к траектории. Для обеспечения полноты обучающей выборки следует смоделировать движение с различной длиной прямого участка, его максимальная длина должна соответствовать характерному расстоянию между точками программной траектории.



Рисунок 5 – Моделируемое движение объекта
 Figure 5 – Vehicle motion model

Обучающая выборка – реальные данные. При таком способе создания обучающей выборки реализуется движение объекта (реального или его компьютерной модели), в каждой точке траектории (с заданным интервалом Δt) сохраняются данные о скорости и угле поворота рулевого колеса (выход). Входные данные могут определяться двумя способами. В первом случае программная траектория является априорно заданной последовательностью точек, через которые движется объект, тогда значения l и φ определяет очередная такая точка и текущее положение объекта. Во втором случае программная траектория заранее не задается, объект движется произвольно, реализуя некоторый «стиль» движения. Тогда точки программной траектории выбираются из множества реализованных объектом апостериорно, исходя из некоторой эвристики. Значения l и φ для обучающей выборки определяет текущее положение объекта и очередная «назначенная» точка, считающаяся задающей программную траекторию. Например, таким эвристическим способом в качестве точек программной траектории могут выбираться точки реализованной траектории, соответствующие интервалам времени, пройденному расстоянию или точки, в которых существенно изменяются параметры движения.

Результаты

Для демонстрации работы обсуждаемого здесь алгоритма управления движением по критерию подобия, позволяющего реализовать разный «стиль» вождения с помощью нейросети было создано действующее устройство автомобильного типа (Рисунок 6). Расстояние между осями колес устройства – 0.2 м, характерная скорость – до 0.5 м/с, угол поворота рулевого колеса – до 45° .

Примем следующие две программные траектории: точки в вершинах правильного треугольника и правильного шестиугольника, расстояние между точками равно 1 м. Если объект приближается к очередной точке программной траектории на расстояние 10 см – точка считается достигнутой и задача решается относительно следующей точки. Во всех экспериментах первая точка программной траектории расположена в начале координат, а начальный курсовой угол равен -40° . Точки обходятся последовательно против часовой стрелки.

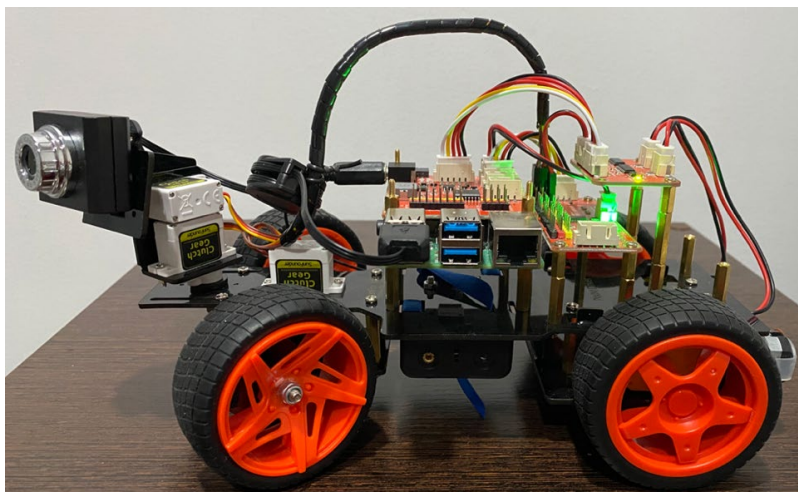


Рисунок 6 – Аппаратно-программный прототип устройства
Figure 6 – Hardware and software prototype of unmanned vehicle

Эксперимент 1. Нейросеть обучается на моделируемых данных (набор траекторий как на Рисунке 5) с «агрессивным» стилем вождения – большими углами поворота рулевого колеса (до 40°) – (Рисунок 7).

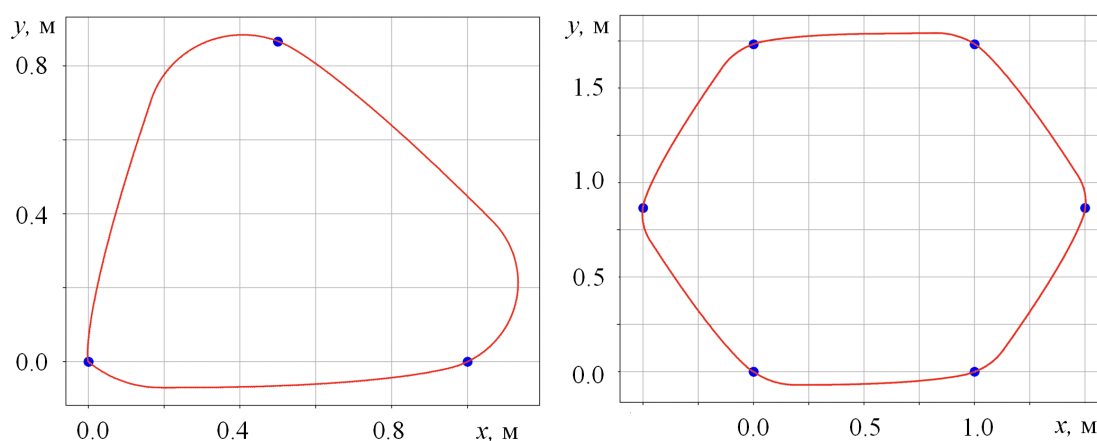


Рисунок 7 – Движение объекта по программной траектории (эксперимент 1)
Figure 7 – Vehicle motion along a program path (experiment 1)

Эксперимент 2. Нейросеть обучается на моделируемых данных (набор траекторий как на Рисунке 5) с «мягким» стилем вождения – небольшими углами поворота рулевого колеса (до 25°) – (Рисунок 8).

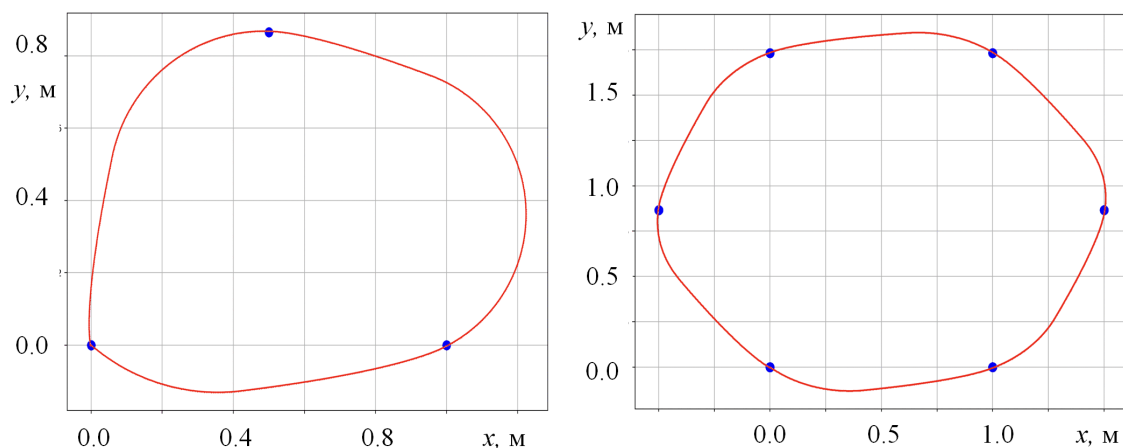


Рисунок 8 – Движение объекта по программной траектории (эксперимент 2)
 Figure 8 – Vehicle motion along a program path (experiment 2)

Из рисунков видно, что нейросеть хорошо реагирует на изменение обучающей выборки, формируя подходящую траекторию обхода заданных точек: с «резкими» (Рисунок 7) или «плавными» (Рисунок 8) поворотами.

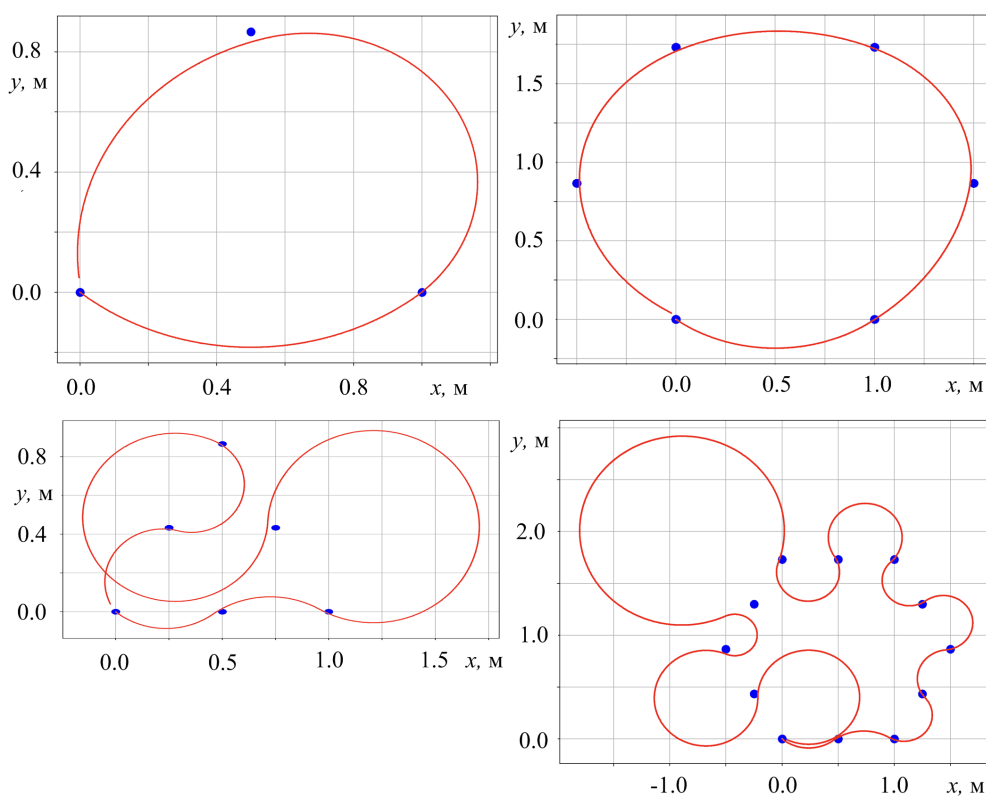


Рисунок 9 – Движение объекта по программной траектории (эксперимент 3)
 Figure 9 – Vehicle motion along a program path (experiment 3)

Эксперимент 3. Нейросеть обучается на реальных данных с произвольной траекторией и «мягким» стилем вождения – небольшими углами поворота рулевого колеса (до 25°). Точки для формирования обучающей выборки выбираются на траектории случайно. На Рисунке 9 показан результат работы обученной таким образом нейросети.

На двух верхних схемах Рисунка 9 показано движение объекта, когда расстояние между заданными точками программной траектории равно 1 м. В этом случае движение напоминает эксперименты 1 и 2, но происходит еще более «плавно», чем на Рисунке 8. Происходит это потому, что при формировании обучающей выборки не происходил отбор прецедентов и такое «очень плавное» движение является результатом «усреднения» данных, формирующих обучающую выборку. Другими словами, углы поворота рулевого колеса всегда лежат близко к середине области значений от 0 до 25° (т. е. около 12°-13°).

На двух нижних схемах Рисунка 9 показано движение объекта, когда задаваемая программная траектория – треугольник или шестиугольник – дополнена точками, лежащими в середине сторон. В этом случае из-за малых расстояний между точками программной траектории движение объекта с малыми углами поворота рулевого колеса приводит к реализации совсем не подходящей для практики траектории.

Приведенный негативный пример наглядно показывает важность грамотного подбора прецедентов для формирования обучающей выборки. При создании обучающей выборки на основе данных о реальном движении необходимо выбирать такое сочетание точек реализованной траектории, которое наиболее «ярко» характеризуют паттерны движения объекта. В дальнейшем нейросеть реализует способ движения, «заложенный» обучающей выборкой.

Обсуждение

Проведенные эксперименты по управлению движением по программной траектории по критерию подобия показали практическую разрешимость и конструктивность решения задачи на основе нейросети. Предметом дополнительного исследования в системах управления такого типа является количество слоев и нейронов в сети. Из общетеоретических представлений известно, что трехслойная нейронная сеть с правильно подобранными функциями активации и достаточным числом нейронов способна аппроксимировать практически любую функциональную зависимость «вход-выход», однако на практике трехслойные сети применяются редко из-за высоких требований к объему и свойствам обучающей выборки и длительного процесса обучения.

Наибольшее распространение в задачах управления получили нейронные сети с двумя скрытыми слоями, как способные реагировать на внутренние ассоциативные связи в данных обучающей выборки. Так, в работе [17] проводится сравнение структур нейронных сетей с одним и двумя скрытыми слоями на различных обучающих выборках и показывается, что в подавляющем большинстве случаев нейронная сеть с двумя скрытыми слоями превосходит нейронную сеть с одним скрытым слоем. В статье [18] спроектирована рекуррентная нейронная сеть с двумя скрытыми слоями, реализующая адаптивный контроллер со скользящим режимом управления. Исследование [19] рассматривает особый метод управления, сочетающий двухслойную нейро-нечеткую систему и рекурсивный терминальный скользящий режим управления.

Для подбора подходящего числа нейронов в слоях сети принято анализировать функции потерь и точности. Здесь рассматривались следующие варианты числа нейронов в первом и втором скрытом слое (Рисунок 4):

- 16 и 8 нейронов;
- 32 и 16 нейронов;
- 64 и 32 нейрона (выбранное количество);
- 96 и 48 нейронов;
- 128 и 64 нейрона.

На Рисунке 10 показаны значения функции потерь и точности нейронной сети по результатам 20 эпох обучения. Можно увидеть, что из перебранных вариантов сеть с 64 нейронами в первом слое и 32 нейронами во втором (пурпурная линия) имеет наименьшую потерю и наибольшую точность.

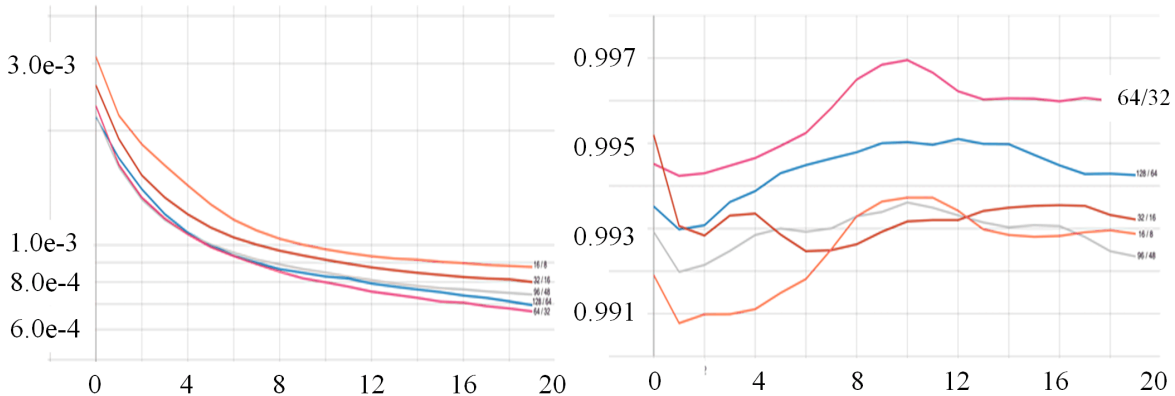


Рисунок 10 – Значения функции потерь (слева) и точности (справа) нейронной сети
 Figure 10 – Neural network loss (left) and accuracy (right) functions

Предложенный в работе метод управления движением объекта по программной траектории на практике может быть реализован различными способами. Так, если объекту доступно измерение его координат (например, по данным спутниковой навигации или системы локального позиционирования [20]), то задача решается непосредственно, в каждый момент времени (с заданным дискретом), когда отрезок программной траектории задается текущим измеренным положением объекта и очередной точкой. В том случае, когда координаты объекта оцениваются косвенно (например, при измерениях скорости и курса путем решения задачи счисления пути) система управления движением должна быть дополнена модулем, обеспечивающим стабильность параметров движения, например, на основе ПИД регулятора [21].

При высоких требованиях к точности движения объекта по траектории и скорости его реагирования на отклонения исходное множество точек программной траектории может быть дополнено «промежуточными» точками (подобно примерам на нижней части Рисунка 9). В этом случае объект будет «быстрее возвращаться» к программной траектории в случае погрешностей в движении. Вопросу «расстановки» таких дополнительных точек авторы планируют посвятить отдельное самостоятельное исследование.

Следует также отметить, что использование неклассических подходов к управлению движением, связанных с нейросетями или другими средствами реализации интеллектуальных систем не может происходить в отрыве от контекста фундаментальных понятий управляемости, наблюдаемости и устойчивости. В рассматриваемой задаче эти свойства системы определяются сочетанием вектора состояния системы, измерений, конфигурации программной траектории, кинематики объекта и полноты обучающей выборки.

В целом по результатам исследования можно сказать о применимости описанного подхода к управлению движением с дискретной системой команд исполнителя и динамическим переключением алгоритмов управления.

Заключение

Работа посвящена задаче создания системы управления движением беспилотным транспортным средством, которая обеспечивает возможность гибкого переключения алгоритмов управления: с ручного режима на автоматический, с управления «с берега» на управление «с борта» и т. п. Предлагается следующая архитектура такой системы управления: определяется система команд исполнителя, управляющие команды помещаются в очередь сообщений, а затем по мере их обработки извлекаются из очереди и исполняются. Это обеспечивает технологическую независимость подсистем выработки управляющих команд и подсистем их реализации.

В качестве метода генерации управляющих команд предлагается алгоритм на основе нейронной сети. Исходными данными для алгоритма является программная траектория объекта. На основе информации о текущем местоположении объекта и его состоянии нейронная сеть определяет параметры управления системой, соответствующие управляющие команды помещаются в очередь сообщений. В работе рассмотрены возможные конфигурации нейронной сети и подходы к ее обучению. Приведены результаты натурных испытаний, демонстрирующие типичные примеры работы предлагаемой системы управления движением.

Наработанный материал станет базой для дальнейших исследований, на его основе будут разрабатываться программно-архитектурные и алгоритмические решения при создании беспилотников любого типа: наземных, морских и воздушных.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Коробеев А.И., Чуцаев А.И. Беспилотные транспортные средства: новые вызовы общественной безопасности. *Lex Russica (Русский закон)*. 2019;(2):9–28. DOI: 10.17803/1729-5920.2019.147.2.009-028.
2. Кулягина Е.А., Скоропупова А.В. Цифровая логистика: перспективы и проблемы развития в России. *Устойчивое экономическое развитие: проблемы и перспективы*. 2022:140–144.
3. Покусаев О.Н., Куприяновский В.П., Катцын Д.В., Намиот Д.Е. Онтологии и безопасность автономных (беспилотных) автомобилей. *International Journal of Open Information Technologies*. 2019;7(2):81–93.
4. Гусев С.И., Епифанов В.В. Проблемы внедрения беспилотных автомобилей в экономическую среду. *Вестник Ульяновского государственного технического университета*. 2021;(1):44–49.
5. Кисуленко Б.В. Безопасность автоматизированных/беспилотных автомобилей и её оценка при допуске к эксплуатации. *Автомобильная промышленность*. 2022;(2):7–13.
6. Бондарев А.Н., Киричек Р.В. Обзор беспилотных летательных аппаратов общего пользования и регулирования воздушного движения БПЛА в разных странах. *Информационные технологии и телекоммуникации*. 2016;4(4):13–23.
7. Афонин И.Л., Иевлев К.В., Атяшкин Д.В. Система идентификации гражданских беспилотных летательных аппаратов. *Современные проблемы радиоэлектроники и телекоммуникаций*. 2019;(2):41.
8. Меркулов Г.А., Павлова Н.В. Программно-алгоритмическое обеспечение бортового вычислительного комплекса беспилотного летательного аппарата гражданского назначения. *Автоматизация и ИТ в энергетике*. 2017;(8):26–33.
9. Матюха С.В. Анализ перспективы использования беспилотных летательных аппаратов в авиаперевозках. *Транспортное дело России*. 2021;(3):26–27. DOI:

- 10.52375/20728689_2021_3_26.
10. Попов А.С., Усмонов Е.М., Сухачев Н.В. Способ навигации беспилотных летательных аппаратов на основе системы технического зрения. *Транспорт: наука, техника, управление. Научный информационный сборник*. 2022;(2):11–19. DOI: 10.36535/0236-1914-2022-02-2.
 11. Кириллова М.А., Рожко А.И. Перспективы развития безэкипажных судов в Российской Федерации. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология*. 2020;(3):16–22. DOI: 10.24143/2073-1574-2020-3-16-22.
 12. Епихин А.И., Игнатенко А.В., Студеникин Д.Е., Хекерт Е.В. Основные тренды внедрения технологий искусственного интеллекта в управлении морскими автономными надводными судами. *Эксплуатация морского транспорта*. 2021;(1):88–96. DOI: 10.34046/aumsuomt98/14.
 13. Ардельянов Н.П. Промежуточные результаты концепции е-навигации. *Вестник государственного морского университета имени адмирала Ф.Ф. Ушакова*. 2022;(2):8–11.
 14. Ривкин Б.С. Е-навигация. Прошло 5 лет. *Гироскопия и навигация*. 2020;28(1):101–120. DOI: 10.17285/0869-7035.0026.
 15. Коренев А.С., Хабаров С.П., Шпекторов А.Г. Формирование траекторий движения безэкипажного судна. *Морские интеллектуальные технологии*. 2021;(4-1):158–165. DOI: 10.37220/MIT.2021.54.4.047.
 16. Дыда А.А., Пушкарев И.И., Чумакова К.Н. Алгоритм обхода статических препятствий для безэкипажного судна. *Вестник государственного университета морского и речного флота им. адмирала С.О. Макарова*. 2021;13(3):307–315. DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-3-307-315.
 17. Thomas A.J., Petridis M., Walters S.D., Gheyta S.M., Morgan R.E. Two Hidden Layers are Usually Better than One. *Engineering Applications of Neural Networks. Communications in Computer and Information Science*. 2017;744:279-290. DOI: 10.1007/978-3-319-65172-9_24.
 18. Chu Y., Fei J., Hou S. Adaptive Global Sliding-Mode Control for Dynamic Systems Using Double Hidden Layer Recurrent Neural Network Structure. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020;31(4):1297–1309. DOI: 10.1109/TNNLS.2019.2919676.
 19. Jia C., Kong D., Du L. Recursive Terminal Sliding-Mode Control Method for Nonlinear System Based on Double Hidden Layer Fuzzy Emotional Recurrent Neural Network. *IEEE Access*. 2022;10:118012–118023. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3220800.
 20. Гриняк В.М., Девятисильный А.С., Люлько В.И., Цыбанов П.А. Возможности позиционирования внутри помещений с помощью Bluetooth устройств. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2018;6(2):132–143. URL: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2018/04/GrinyakSoavtori_2_18_1.pdf.
 21. Дыда А.А., Нгуен В.Т., Оськин Д.А. Система управления курсом судна с компенсацией действия внешних возмущений на работу рулевой машины. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология*. 2021;(4):34–42. DOI: 10.24143/2073-1574-2021-4-34-42.

REFERENCES

1. Korobeev A.I., Chuchaev A.I. Unmanned vehicles: new challenges to public security. *Lex Russica (Russkii zakon)*. 2019;(2):9–28. DOI: 10.17803/1729-5920.2019.147.2.009-028. (In Russ.).

2. Kulyagina E.A., Skoropupova A.V. Digital logistics: prospects and development problems in Russia. *Ustoichivoe ekonomicheskoe razvitie: problemy i perspektivy*. 2022;140–144. (In Russ.).
3. Pokusaev O.N., Kupriyanovskii V.P., Kattsyn D.V., Namiot D.E. On ontology and security of autonomous (driverless) cars. *International Journal of Open Information Technologies*. 2019;7(2):81–93. (In Russ.).
4. Gusev S.I., Epifanov V.V. Problems of introduction of unmanned vehicles in the economic environment. *Vestnik Ul'yanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of the Ulyanovsk State Technical University*. 2021;(1):44–49. (In Russ.).
5. Kisulenko B.V. Safety of automated/autonomous vehicles and its assessment before permission for operation. *Avtomobil'naya promyshlennost'*. 2022;(2):7–13. (In Russ.).
6. Bondarev A.N., Kirichuk R.V. Overview of unmanned aerial apparatus for general use and regulation of air UAV movement in different countries. *Informatsionnye tekhnologii i telekommunikatsii = Telecom IT*. 2016;4(4):13–23. (In Russ.).
7. Afonin I.L., Ievlev K.V., Atyashkin D.V. Identification system of civil unmanned aerial vehicles. *Sovremennye problemy radioelektroniki i telekommunikatsii*. 2019;(2):41. (In Russ.).
8. Merkulov G.A., Pavlova N.V. Program-algorithmic security of the board computer complex of below flight vehicle civilian appointment appointment. *Avtomatizatsiya i IT v energetike*. 2017;(8):26–33. (In Russ.).
9. Matyukha S.V. Analysis of the prospects for the use of unmanned aerial vehicles in air transportation. *Transportnoe delo Rossii = Transport business of Russia*. 2021;(3):26–27. DOI: 10.52375/20728689_2021_3_26. (In Russ.).
10. Popov A.S., Usmonov E.M., Sukhachev N.V. Method of navigation of unmanned aerial vehicles based on technical vision system. *Transport: nauka, tekhnika, upravlenie. Nauchnyi informatsionnyi sbornik = Transport: science, equipment, management. Scientific Information Collection*. 2022;(2):11–19. DOI: 10.36535/0236-1914-2022-02-2. (In Russ.).
11. Kirillova M.A., Rozhko A.I. Prospects of development of unmanned ships in Russian Federation. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Morskaya tekhnika i tekhnologiya*. 2020;(3):16–22. DOI: 10.24143/2073-1574-2020-3-16-22. (In Russ.).
12. Epikhin A.I., Ignatenko A.V., Studenikin D.E., Khekert E.V. Trends, prospects and technologies for modern and cutting-edge power plants within maritime industry incorporating aspects of autonomous shipping. *Ekspluatatsiya morskogo transporta*. 2021;(1):88–96. DOI: 10.34046/aumsuomt98/14. (In Russ.).
13. Ardel'yanov N.P. Intermediate results of the e-navigation concept. *Vestnik gosudarstvennogo morskogo universiteta imeni admirala F.F. Ushakova*. 2022;(2):8–11. (In Russ.).
14. Rivkin B.S. E-navigation: 5 years later. *Giroskopiya i navigatsiya = Gyroscopy and Navigation*. 2020;28(1):101–120. DOI: 10.17285/0869-7035.0026. (In Russ.).
15. Korenev A.S., Khabarov S.P., Shpektorov A.G. A route calculation for unmanned vessel. *Morskie intellektual'nye tekhnologii = Marine intelligent technologies*. 2021;(4-1):158–165. DOI: 10.37220/MIT.2021.54.4.047. (In Russ.).
16. Dyda A.A., Pushkarev I.I., Chumakova K.N. Static obstacles avoidance algorithm for unmanned ship. *Vestnik gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota im. admirala S.O. Makarova*. 2021;13(3):307–315. DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-3-307-315. (In Russ.).
17. Thomas A.J., Petridis M., Walters S.D., Gheytsi S.M., Morgan R.E. Two Hidden Layers

- are Usually Better than One. *Engineering Applications of Neural Networks. Communications in Computer and Information Science*. 2017;744;279-290. DOI: 10.1007/978-3-319-65172-9_24.
18. Chu Y., Fei J., Hou S. Adaptive Global Sliding-Mode Control for Dynamic Systems Using Double Hidden Layer Recurrent Neural Network Structure. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020;31(4);1297–1309. DOI: 10.1109/TNNLS.2019.2919676.
 19. Jia C., Kong D., Du L. Recursive Terminal Sliding-Mode Control Method for Nonlinear System Based on Double Hidden Layer Fuzzy Emotional Recurrent Neural Network. *IEEE Access*. 2022;10;118012–118023. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3220800.
 20. Grinyak V.M., Devyatisil'nyi A.S., Lyul'ko V.I., Tsybanov P.A. Indoor positioning system based on bluetooth beacons. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii = Modeling, optimization and information technology*. 2018;6(2):132–143. URL: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2018/04/GrinyakSoavtori_2_18_1.pdf. (In Russ.).
 21. Dyda A.A., Nguen V.T., Os'kin D.A. Ship course control system with compensation of external disturbance on steering gear. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Morskaya tekhnika i tekhnologiya*. 2021;(4):34–42. DOI: 10.24143/2073-1574-2021-4-34-42. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Гриняк Виктор Михайлович, доктор технических наук, доцент, кафедра Информационных технологий и систем, Владивостокский государственный университет, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: victor.grinyak@gmail.com
Scopus Author ID: 7801667666

Victor M. Grinyak, Doctor of Engineering Sciences, Associate Professor, Information Technologies and Systems Department, Vladivostok State University, Vladivostok, the Russian Federation.

Шутов Константин Станиславович, аспирант, департамент Программной инженерии и искусственного интеллекта, Дальневосточный федеральный университет, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: con.shutoff@yandex.ru

Konstantin S. Shutov, Postgraduate Student, Software Engineering and Artificial Intelligence Department, Far Eastern Federal University, Vladivostok, the Russian Federation.

Артемьев Андрей Владимирович, кандидат технических наук, доцент, кафедра судовождения, Морской государственный университет имени адмирала Г.И. Невельского, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: artemyev@msun.ru

Andrey V. Artemiev, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Department of Navigation, Maritime State University named after admiral G.I. Nevelskoy, Vladivostok, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 27.02.2024; одобрена после рецензирования 12.03.2024; принята к публикации 19.03.2024.

The article was submitted 27.02.2024; approved after reviewing 12.03.2024; accepted for publication 19.03.2024.