

УДК 004.942

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-4-86-103>

Эффективность нейросетевого и нечеткого подхода в управлении безэкипажными судами

П.С. Евсюков ¹, О.Н. Андреева ¹

¹ Центральный научно-исследовательский институт «Курс»
ул. Кирпичная, д. 34а, г. Москва 105187, Российская Федерация

✉ e-mail: PetrEvsyukovS@yandex.ru

Резюме

Целью исследования является разработка и оценка моделей управления для автономного подводного и надводного судна с использованием нечетких логик и нейросетевых технологий. Исследуется влияние различных подходов на точность управления и стабильность движения безэкипажных, автономных судов.

Методы. В данной работе были использованы методы: метод Рунга-Кутты пятого порядка для численного моделирования динамики автономного аппарата. Этот метод позволяет точно вычислять состояние БЭС во времени, учитывая различные параметры его движения. Использовался метод - нечеткое моделирование, которое включает разработку нечетких контроллеров. Эти контроллеры учитывают особенности динамики БЭС и обеспечивают робастность в условиях изменяющихся параметров среды. Нечеткое моделирование позволяет использовать лингвистические переменные для описания различных состояний системы и принимает во внимание неопределенности, которые могут возникнуть при управлении БЭС. Метод нейросетевых технологий в управлении БЭС. Использование нейросетей обеспечивает возможность автоматического обучения и корректировки параметров управления на основе получаемой информации о состоянии системы, что способствует повышению эффективности и надежности управления БЭС.

Результаты. Результаты моделирования показали, что использование нечетких моделей значительно улучшает характеристики управления БЭС по сравнению с математическими моделями. Внедрение нейросетей позволило достичь наилучших показателей коэффициента среднеквадратичной ошибки (КСКО) по сравнению с обеими другими моделями, что подтверждает эффективность данного подхода. В частности, для направления X КСКО для нейросети составило 6.4321, что является наилучшим показателем среди всех моделей.

Заключение. Исследования показали, что интеграция нечетких логик и нейросетевых технологий в управление БЭС приводит к значительному улучшению точности и стабильности управления в сложных условиях. Нейросети обеспечивают дополнительную адаптивность, позволяя системе эффективно реагировать на изменения во внешней среде и улучшая общую производительность БЭС.

Ключевые слова: безэкипажное судно (БЭС); нечёткое моделирование; нейросети; управление; динамика; среднеквадратичная ошибка (КСКО); робастность..

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Евсюков П.С., Андреева О.Н. Эффективность нейросетевого и нечеткого подхода в управлении безэкипажными судами // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024; 28(4): 86-103. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-4-86-103>.

Поступила в редакцию 03.10.2024

Подписана в печать 26.10.2024

Опубликована 10.12.2024

Effectiveness of neural network and fuzzy approaches in the control of crewless ships

Petr S. Evsyukov ¹ ✉, Olga N. Andreeva ¹

¹ Central Research Institute «Kurs»
34a Kirpichnaya str., Moscow 105187, Russian Federation

✉ e-mail: PetrEvsyukovS@yandex.ru

Abstract

Purpose of research of this work is the development and evaluation of control models for autonomous underwater and surface vessel using fuzzy logic and neural network technologies. The influence of different approaches on the control accuracy and motion stability of uncrewed, autonomous vessels is investigated.

Methods. In this work, we used the fifth-order Rung-Kutta method for numerical modeling of the dynamics of an autonomous vehicle. This method allows to accurately calculate the state of the AV in time, taking into account the various parameters of its motion. The method used was fuzzy modeling, which includes the development of fuzzy controllers. These controllers take into account the peculiarities of AV dynamics and provide robustness under changing environmental parameters. Fuzzy modeling allows the use of linguistic variables to describe the different states of the system and takes into account the uncertainties that may arise in the control of the AV. Method of neural network technology in AV control. The use of neural networks provides the possibility of automatic training and adjustment of control parameters based on the re

Results. The simulation results showed that the use of fuzzy models significantly improves the control performance of AV compared to mathematical models. The implementation of neural networks achieved the best RMS error rate (REM) compared to both other models, which confirms the effectiveness of this approach. In particular, for the X direction, the RMSE for the neural network was 6.4321, which is the best among all models.

Conclusion. Research has shown that integrating fuzzy logic and neural network technology into AV control results in significant improvements in control accuracy and stability in complex environments. Neural networks provide additional adaptability, allowing the system to respond effectively to changes in the external environment and improving the overall performance of the BEC.

Keywords: fuzzy modeling; neural networks; control; dynamics; mean square error (MSE); robustness.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Evsyukov P. S., Andreeva O.N. Effectiveness of neural network and fuzzy approaches in the control of crewless ships. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2024; 28(4): 86-103 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-4-86-103>.

Received 03.10.2024

Accepted 26.10.2024

Published 10.12.2024

Введение

Управления морскими автономными надводными роботизированными средствами и комплексами (МАНСиК) с годами

приобретают все большее значение как специализированные средства для выполнения различных подводных и надводных задач как в военных, так и гражд-

данских операциях. Автономное управление аппаратами представляет собой серьезную проблему, обусловленную динамикой автономных судов. Автономная динамика сильно не линейна и изменяется во времени, а гидродинамические коэффициенты аппаратов трудно оценить точно из-за изменения этих коэффициентов при различных навигационных условиях и внешних возмущениях. В данной работе рассматривается автономная системная управления судами для получения связанной модели с шестью степенями свободы и нелинейной динамической модели без оценки гидродинамических параметров для преодоления неопределенных внешних возмущений и трудностей моделирования гидродинамических сил на основе нечетких методов T-S (Takagi - Sugeno) и нейросети. Нечеткая система управления применяется для направления и контроля автономных судов с использованием нечеткого моделирования и математической модели. Результаты моделирования показывают, что динамические характеристики с нечетким управлением и с нечеткой моделью более нелинейна, чем с нечетким управлением с математической моделью, даже при наличии шума и вариаций параметров.

МАНСиК особенно полезны в качестве беспилотных исследовательских платформ, несущих полезную нагрузку в виде датчиков по заранее запрограммированным траекториям для сбора данных для различных целей. Области применения безэкипажных судов (БЭС) мож-

но разделить на три группы [1]: – морская безопасность; океанография; гидрографические работы. Согласно [2], двумя наиболее значимыми технологическими проблемами при проектировании БЭС являются мощность и автономность. Источники энергии ограничивают время работы аппарата, а автономность – степень, до которой БЭС может оставаться без управления человека. В качестве примера для исследования выбран безэкипажный аппарат Phonix, управляемый с помощью нечеткой логики [3]. Для управления аппаратом используются четыре подсистемы в виде архитектуры контроллера: управление скоростью, управление курсом, управление глубиной и океанским течением, где нечеткая логика была успешно представлена и проверена с помощью моделирования. В работе [4] предложено нечеткое логическое управление, использующее генетический алгоритм для оптимизации функции пригодности, она определяется как показатели эффективности, учитывающие время нарастания, максимальное превышение и интеграл квадратичной ошибки при оценке эффективности.

В работе [5] представлен нейро-нечеткий контроллер для БЭС. Предложенный алгоритм управления НСНЛ (Нейронная сеть на основе функции нечеткой логики) не требует никакой информации о системах, автономных процедурах обучения и вмешательства человека для настройки параметров. В работе [6] рассматривался практический ме-

тод системной идентификации (СИ) для получения модели БЭС по входным-выходным данным, полученным на тестах, без углубления в детали математического моделирования. В качестве автопилота был использован LQG-контроллер для проверки моделирования в имитационной среде и тестирования на реальной системе, использующей аппарат Hammerhead (ROV). В работе [7] представлен простой метод идентификации модели для автономного надводного аппарата, который был применен к автономному роботу GARBI. Идентификация системы была направлена на развязку различных степеней свободы в низкоскоростных аппаратах. Для оценки динамики использовались методы наименьших квадратов. Были проведены эксперименты в лабораторных и реальных подводных условиях.

В работе [8] рассматривалась идея использования нейро-сетевого идентификатора для моделирования движений жесткого тела с шестью степенями свободы. Этот метод был применён к автономному подводному аппарату (АПА) с четырьмя степенями свободы TwinBurger2. Для этого использовалась система, названная СНИСМ (система нейросетевого идентификатора связанной модели), которая работала в режиме управления с множественными входами и выходами. СНИСМ состояла из четырёх отдельных нейронных сетей, каждая из которых отвечала за одну степень свободы.

Процесс идентификации был двух-этапным: сначала обучались четыре от-

дельных сети для каждой степени свободы, а затем они объединялись в систему СНИСМ. Результаты моделирования показали, что отдельные нейросети могут эффективно моделировать движение только по одной степени свободы, но не справляются с моделированием сложных, связанных движений.

В работе [9] предложена адаптивная система управления на основе нейронных сетей и нечеткой логики, улучшенная с помощью генетического алгоритма (ГА), для управления БЭС с четырьмя степенями свободы. Эта система управления предназначена для отслеживания движения подводного аппарата в режиме следящего управления.

На основе анализа литературы по динамике и управлению БЭС, в данной работе ставятся две основные задачи, связанные с автономностью подводного аппарата. Первая задача – это системная идентификация динамики БЭС для получения модели, описывающей его поведение с шестью степенями свободы. Вместо традиционного математического подхода с использованием гидродинамических параметров предлагается использовать модель "черного ящика", которая строится на основе связей между входными и выходными данными с дополнительным использованием NavNet нейросети. Моделирование этой модели и является целью данной работы.

Материалы и методы

Для автономного аппарата (катера, судна или другого плавательного сред-

ства) динамика движения описывается с использованием шести степеней свободы, которые включают поступательные и угловые перемещения в трёх взаимно перпендикулярных плоскостях [10].

1. Поступательные движения:

– Движение вдоль продольной оси (X) – это перемещение вперёд или назад, которое контролируется главным двигателем, например, винтом или водомётom.

– Движение вдоль поперечной оси (Y) – это боковое перемещение, которое может происходить из-за ветра, волн или использования боковых подруливающих устройств.

– Движение вдоль вертикальной оси (Z) – это вертикальные перемещения, например, при качке судна на волнах.

2. Угловые движения:

– Вращение вокруг продольной оси (крен) – это наклон судна влево или вправо.

– Вращение вокруг поперечной оси (дифферент) – это изменение угла наклона носа и кормы, особенно заметное при ускорении или торможении.

– Вращение вокруг вертикальной оси (рыскание) – это изменение курса судна влево или вправо.

Уравнения движения БЭС получены на основе второго закона движения Ньютона. Уравнения движения можно записать следующим образом [11]:

$$M\ddot{q} + C(q)\dot{q} + D(q)\dot{q} + G(q) = r, \quad (1)$$

где M – матрица инерции 6×6 , описывающая как инерционные характеристики

ки аппарата (жесткого тела), так и гидродинамическую инерцию. Она состоит из матрицы инерции жесткого тела, которая отражает внутренние механические характеристики аппарата, и матрицы гидродинамической добавленной массы, которая учитывает влияние жидкости на динамику аппарата;

$C(q)$ – матрица Кориолиса и центробежных сил 6×6 , которая описывает влияние вращения и перемещений на силы и моменты, действующие на аппарат. Она включает компоненты, вызванные движением самого аппарата, и добавленные члены, связанные с инерцией жидкости;

$D(q)$ – матрица демпфирования 6×6 , включающая в себя силы сопротивления среды, которые замедляют движение аппарата;

$G(q)$ – вектор 6×1 , содержащий восстанавливающие силы, вызванные плавучестью и гравитацией, которые влияют на устойчивость аппарата;

τ – вектор 6×1 , представляющий управляющее воздействие на аппарат, которое может быть связано с действием двигателей, рулей или других систем управления.

Это уравнение описывает, как аппарат взаимодействует с окружающей средой (водой) и как на его движение влияют различные физические факторы, такие как инерция, сопротивление среды, воздействие сил плавучести и управление.

Матрица инерции жесткого тела MRB может быть представлена как:

$$\text{MRB} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 & mz_g & -my_g \\ 0 & m & 0 & -mz_g & 0 & mx_g \\ 0 & 0 & m & my_g & -mx_g & 0 \\ 0 & -mz_g & my_g & I_x & -I_{xy} & -I_{xz} \\ mz_g & 0 & -mx_g & -I_{yx} & I_y & -I_{yz} \\ -my_g & mx_g & 0 & -I_{zx} & -I_{zy} & I_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

Добавленная масса, МА, может быть представлена как

$$\text{MA} = \begin{bmatrix} X_{\ddot{u}} & X_{\ddot{v}} & X_{\ddot{w}} & X_{\ddot{p}} & X_{\ddot{q}} & X_{\ddot{r}} \\ Y_{\ddot{u}} & Y_{\ddot{v}} & Y_{\ddot{w}} & Y_{\ddot{p}} & Y_{\ddot{q}} & Y_{\ddot{r}} \\ Z_{\ddot{u}} & Z_{\ddot{v}} & Z_{\ddot{w}} & Z_{\ddot{p}} & Z_{\ddot{q}} & Z_{\ddot{r}} \\ K_{\ddot{u}} & K_{\ddot{v}} & K_{\ddot{w}} & K_{\ddot{p}} & K_{\ddot{q}} & K_{\ddot{r}} \\ M_{\ddot{u}} & M_{\ddot{v}} & M_{\ddot{w}} & M_{\ddot{p}} & M_{\ddot{q}} & M_{\ddot{r}} \\ N_{\ddot{u}} & N_{\ddot{v}} & N_{\ddot{w}} & N_{\ddot{p}} & N_{\ddot{q}} & N_{\ddot{r}} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Матрица Кориолиса центростремительная матрица жесткого тела, $C_{RB}(q')$, задается в следующем виде:

$$C_{RB}(q') = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -m(y_g q + z_g r) & m(y_g p + w) & m(z_g p - v) \\ m(y_g q - w) & -m(x_g q - v) & m(z_g r + x_g p) \\ m(y_g p + w) & m(z_g r + x_g p) & -m(x_g r + v) \\ I_{yz} q + I_{xz} p - I_z r & -I_{yz} r - I_{xp} + I_y q & I_{xz} r + I_{xy} q - I_x p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ m(z_g r - x_g p) & -m(z_g q + u) & -m(x_g p + y_g q) \\ -m(y_g r - u) & m(x_g p + y_g q) & -m(z_g q + u) \\ m(z_g q + u) & -m(y_g r - u) & -m(z_g p - v) \\ I_{xz} q + I_{xy} p - I_y r & -I_{xz} r - I_{xy} q + I_x p & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Матрица добавления массы:

$$\text{CA} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -a_3 & a_2 \\ 0 & 0 & 0 & a_3 & 0 & -a_1 \\ 0 & 0 & 0 & -a_2 & a_1 & 0 \\ 0 & -a_3 & a_2 & 0 & -b_3 & b_2 \\ a_3 & 0 & -a_1 & b_3 & 0 & -b_1 \\ -a_2 & a_1 & 0 & -b_2 & b_1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Демпфирование подводного аппарата, движущегося по 6 степеням свободы, можно разделить на два разных члена: линейный и квадратичный.

$$D(q') = \begin{bmatrix} X_{\ddot{u}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_{\ddot{v}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_{\ddot{w}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_{u|u}|u| & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_{v|v}|v| & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_{w|w}|w| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{p|p}|p| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_{q|q}|q| & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_{r|r}|r| \end{bmatrix} \quad (6)$$

Вектор восстанавливающей силы и момента, возникающий в неподвижной системе координат тела, учитывает силы плавучести и гравитации, действующие на подводный аппарат. Этот вектор можно представить в виде матрицы:

$$G(q) = \begin{bmatrix} -(W-B)\sin(\theta) \\ (W-B)\cos(\theta)\sin(\phi) \\ (W-B)\cos(\theta)\cos(\phi) \\ z_B B \cos(\theta)\sin(\phi) - y_B B \cos(\theta)\cos(\phi) \\ x_B B \cos(\theta)\cos(\phi) - z_B B \sin(\theta) \\ y_B B \sin(\theta) - x_B B \cos(\theta)\sin(\phi) \end{bmatrix} \quad (7)$$

которая зависит от положения аппарата относительно системы координат.

Нечеткое моделирование управления автономного безэкипажного судна

Классическая теория управления основывается на математических моделях, которые описывают поведение рассматриваемой системы. Нечеткие системы известны своей способностью аппроксимировать любую нелинейную динамическую систему [12]. Основная идея нечеткого управления заключается в создании модели, которая имитирует действия человека-эксперта, способного управлять системой без необходимости использовать математическую модель [13]. Нечеткое управление стало популярным в различных инженерных системах благодаря своей простой процедуре проектирования. Кроме того, нечеткая логика предлагает решения для управления, когда математическая модель либо плохо известна, либо вообще отсутствует, обеспечивая хорошие дина-

мические характеристики. Нечеткое моделирование представляет собой метод, описывающий характеристики системы с помощью нечетких правил и позволяющий выразить сложные нелинейные динамические системы через лингвистические правила формата "если" [14].

Нечеткая база правил состоит из набора нечетких правил формата IF-THEN, это можно записать как:

$$R^{(l)}: \text{IF}(x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l) \text{ THEN } y \text{ is } G^l, \quad (8)$$

где $x=(x_1, \dots, x_n)$ входы и выходы нечеткой системы; μ – метки нечетких множеств в U и R . Нечеткое моделирование безэкипажного судна (БЭС) основывается на входных и выходных данных, которые были получены из результатов математической модели БЭС в виде системы с открытым контуром. Входные данные рассматриваются как сила, создаваемая подруливающим устройством, которая перемещает БЭС в определенном направлении. Выходные данные, в свою очередь, трактуются как результирующая линейная или угловая скорость аппарата с учетом эффекта взаимодействия с другими степенями свободы в определенном направлении.

Конфигурация нечеткой модели системы (рис. 1) включает три нечеткие логики, которые отвечают за управление движениями по курсу, тангажу и рысканию. В этом исследовании применялся нечеткий регулятор TS.

Нечеткое моделирование продольного движения БЭС

Для нечеткой модели продольного движения входными данными управления является сила, необходимая для подруливающего устройства X , чтобы произвести желаемое движение БЭС в прямом направлении, соответствующее желаемой позе. Выходными нечеткого управления является линейная скорость в направлении x , обозначаемая как u . Сила подруливающего устройства будет фазифицирована пятью лингвистически-

ми переменными: «LGN сила», что означает «большая отрицательная сила», «LowN_сила», что обозначает «малая отрицательная сила», «ZZ», который указывает на «ноль», «LGP_сила», что означает «большая положительная сила», и «LowP_сила», что означает «малая положительная сила». Эти переменные разделены в пространстве сил подруливающего устройства. Аналогично была спроектирована функция принадлежности выходной линейной скорости u , как показано на рис. 2.

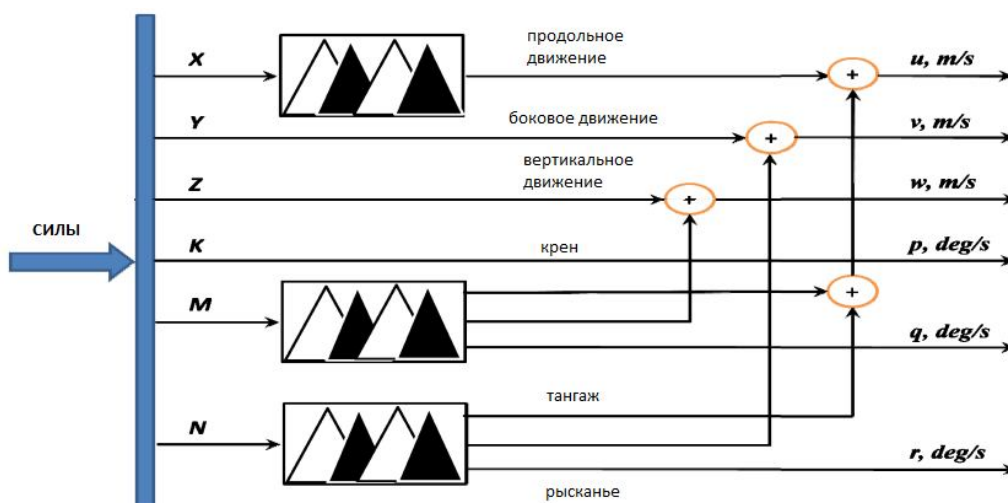


Рис. 1. Конфигурация нечеткого моделирования

Fig. 1. Fuzzy modeling configuration

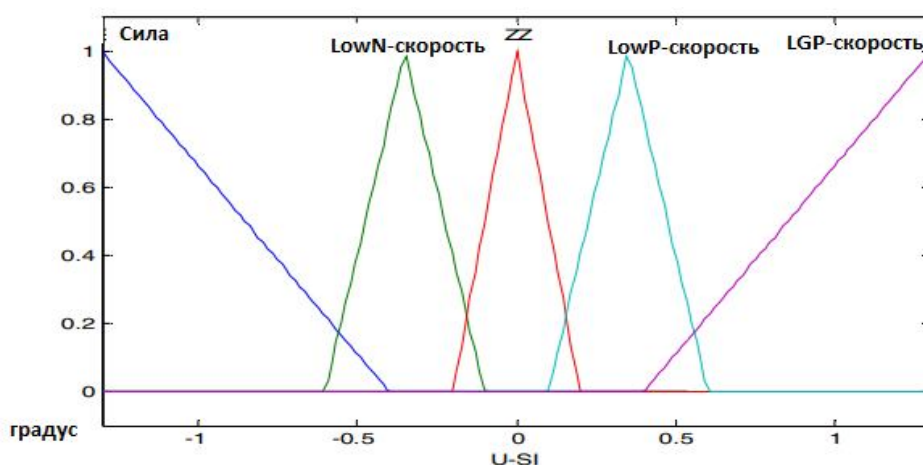


Рис. 2. Функция по направлению силы

Fig. 2. Forward force function

Нечеткое моделирование угла наклона БЭС

Для нечеткой модели движения по тангажу входом для нечеткого логического управления является сила, необходимая для движения по вектору u , другой – для движения в обратном направлении, чтобы обеспечить желаемый поворот БЭС в движении по тангажу, соответствующем заданной позе, у данной нечеткой модели три выхода – первым выходом нечеткого управления является линейная скорость в направлении x (u), что отражает влияние движения по тангажу на движение вперед – это называется эффектом связи с направлением вперед. Второй выход представляет собой эффект сцепления для направления крена, демонстрирующий влияние тангажного движения на крен. Третий выход – это угловая скорость вокруг оси y (q), которая показывает, как меняется угловая скорость при повороте по тангажу.

Нечеткое моделирование рысканья БЭК

Для нечеткой модели движения по тангажу входными данными для нечеткого логического управления является сила, необходимая для насосов (один насос для правого направления, а другой – для левого), чтобы произвести желаемый поворот БЭС в движении рыскания, соответствующий желаемой позе. У этой нечеткой модели есть три выхода. Первым выходом нечеткого управления является линейная скорость в направлении x , u , и этот выход пред-

ставляет собой эффект связи на направление движения вперед, что означает влияние движения рысканья на движение вперед. Второй выход представляет собой эффект связи для направления качания. Третий выход – угловая скорость вокруг оси z , r .

Нечеткое управление МАНСиК

Вывод нечеткого регулятора может быть представлен в виде:

$$u(t) = f(e(t), \Delta e(t)) \quad (9)$$

где $u(t)$ – управляющий сигнал; $e(t)$ – ошибка между эталоном и выходом; $\Delta e(t)$ – разность ошибок. База правил нечеткого регулятора представлена следующим образом:

$$\begin{aligned} R_j^c: & \text{if } (e(t) \text{ is } A_j^e \text{ and } \delta e(t) \text{ is } A_j^{\delta e}) \\ \text{THEN } & u(t) \text{ is } B_j^u. \end{aligned} \quad (10)$$

В нечеткой системе, где A_j^e и $A_j^{\delta e}$ – это ошибки фазсификации соответственно, а B_j^u – это нечеткие синглеты (функции принадлежности), каждый из которых представляет собой степень принадлежности

Используя нечеткий вывод на основе суммы произведений силы тяжести на заданном входе ($e(t)$, $\Delta e(t)$) и гауссовых функций принадлежности для всех нечетких множеств, конечный выход нечеткого регулятора задается следующим образом:

$$u(t) = \sum_{i=1}^N w_i f_i(e(t), \delta e(t)), \quad (11)$$

где w_i – это весовые коэффициенты, соответствующие каждому нечеткому правилу; f_i – это выходные значения для соответствующих входов $e(t)$ и $\delta e(t)$, а N – количество правил в нечеткой базе.

Как показано на рис. 3, существует три нечетких контроллера для движений продольно, тангажу и рысканию. Управление в движениях тангажа и рыскания достаточно для определения положения и ориентации БЭС в трех измерениях. Для движения продольно входными сигналами нечеткого кон-

троллера являются погрешность по оси x и разность погрешностей. Выходом нечеткого контроллера является усилие, необходимое для подруливающего устройства. Функции членства для этого контроллера показаны на рис. 4. Общее количество правил, используемых для нечеткого контроллера, составляет 9.

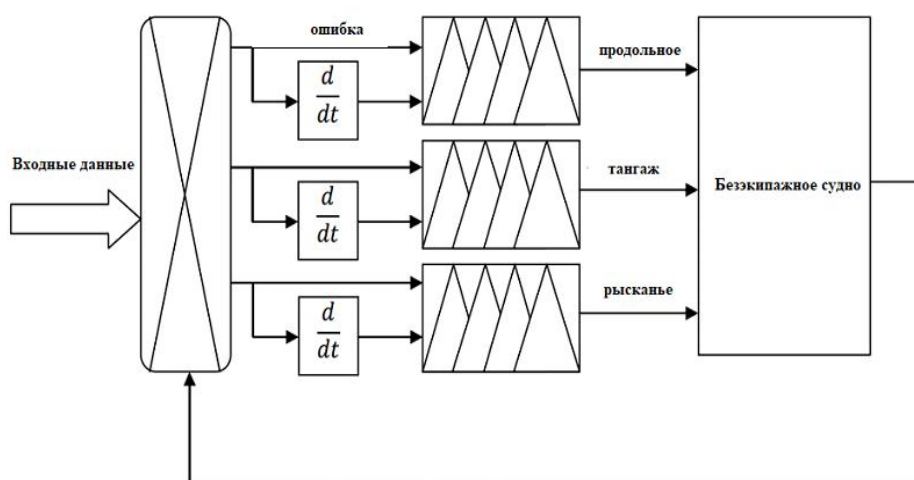


Рис. 3. Структура нечеткой системы управления БЭС

Fig. 3. Fuzzy control system of the uncrewed vessel

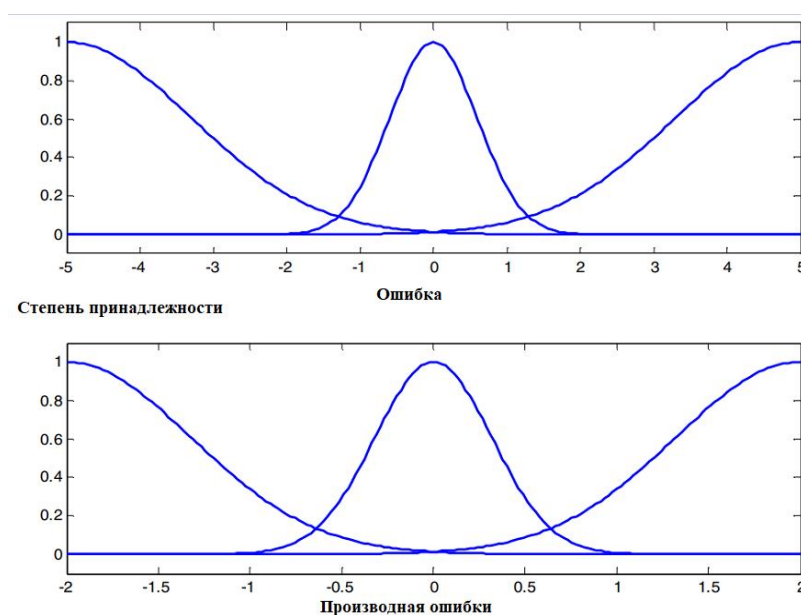


Рис. 4. Функции ошибки и производной от ошибки

Fig. 4. Functions for the error and the derivative of the error

Для движения по тангажу входными параметрами нечеткого контроллера являются ошибка угла тангажа и разница между текущей ошибкой и предыдущей. Выходом является время работы подруливающих устройств и работы двигателя, необходимое для выполнения нужного поворота БЭС. Функции членства аналогичны тем, что используются для управления в режиме продольного движения, всплытия, но с различными значениями параметров.

Для движения по рысканью входными также служат ошибка угла рысканья и разница ошибок, где выход – это время работы двигателя, требуемое для поворота аппарата в нужном направлении. Функции членства остаются такими же, как и в управлении продольного движения, но с другими параметрами для точной настройки движения рысканья.

Использование нейросети в нечетком моделировании

Внедрение нейросетей [15] в нечеткое моделирование и управления морскими автономными надводными роботизированными средствами и комплексами (МАНСиК) может быть достигнуто через несколько ключевых методов и математических формул а также рассматриваются подходы к разработке дата сета для интеллектуальной системы [16, 17], процесс сбора данных о движении БЭС, можно определить вектор состояния БЭС x , который может включать в себя параметры, такие как:

$$x=[u,v,w,p,q,r,x,y,z]^T, \quad (12)$$

где u, v, w – линейные скорости в направлениях p, q, r – угловые скорости вокруг осей; x, y, z – координаты положения БЭС.

На основе собранных данных создается нейросеть, которая обучается предсказывать выходные параметры y , скорость, позиции на основе входных данных X :

$$y=f(X;w), \quad (13)$$

где f – функция, описывающая нейросеть, а w – вектор весов нейросети. Функция потерь для обучения нейросети может быть задана как:

$$L=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N \left(y_i-f(X_i;w)\right)^2, \quad (14)$$

где N – количество обучающих образцов. Нейросеть обновляет свои веса [18] w с использованием метода обратного распространения ошибки. Для интеграции нейросети с нечетким контроллером можно использовать нечеткие правила, основанные на входных данных текущих значениях линейных скоростей u и v . Нечеткая логика может быть представлена через правила типа "Если u высокое, то F высокое", где F – сила, необходимая для управления БЭС.

Обозначим нечёткие переменные как:

- F_{LGN} : большая отрицательная сила;
- F_{LOWN} : малая отрицательная сила;
- F_{ZZ} : нулевая сила;
- F_{LGP} : большая положительная сила;
- F_{LOWP} : малая положительная сила.

Функции принадлежности для этих переменных могут быть определены следующим образом:

$$\begin{aligned}
u_{F_{LGN}(F)} &= \max(0, \frac{F+a}{b}, \text{ для } F < -a \\
u_{F_{LOWN}(F)} &= \max(0, \frac{-c-F}{c}, \text{ для } -c < F < 0 \\
u_{F_{ZZ}(F)} &= \max(0, 1 - \frac{|F|}{d}, \text{ для } |F| < d \\
u_{F_{LGN}(F)} &= \max(0, \frac{F-e}{e}, \text{ для } 0 < F < e \\
u_{F_{LGP}(F)} &= \max(0, \frac{F-f}{g}, \text{ для } F > f \quad (15)
\end{aligned}$$

где a, b, c, d, e, f, g – параметры, задающие границы функций принадлежности.

На следующем этапе можно использовать нейросеть для адаптации параметров нечётких контроллеров в реальном времени. Это достигается путём обучения нейросети на результатах управления [19], например, используя функцию потерь на основе средней квадратичной ошибки:

$$KCKO = \sqrt{(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_{i,true} - y_{i,pred})^2)}, \quad (16)$$

где $y_{i,true}$ и $y_{i,pred}$ – истинные и предсказанные значения скорости БЭС.

Сформировав гибридную модель, объединяющую нейросеть и нечёткие правила, можем использовать для динамической корректировки нечётких правил:

$$F_{final} = F_{fuzzy} + \alpha f(X; w), \quad (17)$$

где F_{final} — итоговая сила управления; F_{fuzzy} — сила, рассчитанная с помощью нечёткой логики, а α — коэффициент, определяющий вклад нейросети в итоговую силу.

Такой подход позволяет создавать более адаптивные и устойчивые решения для управления БЭС в сложных и изменяющихся условиях, сочетая пре-

имущества нечёткой логики и нейросетевых технологий [20].

Результаты и их обсуждение

Для моделирования динамики БЭС с помощью метода Рунга-Кутты пятого порядка с допуском 0.00001 была разработана программа в среде моделирования MATLAB.

Оценка точности модели БЭС в открытом контуре

Наиболее широко используемым методом измерения производительности и показателей точности систем БЭС является среднеквадратичная ошибка (КСКО). Среднеквадратичная ошибка определяется как:

$$KCKO = (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N d_i^2)^{\frac{1}{2}}, \quad (18)$$

где n – количество пар данных; d_i – разница между i -м желаемым и i -м измеренным значениями, в системах МАН-СиК является важным шагом к обеспечению их надежности и эффективности, что особенно критично в условиях сложной подводной и надводной среды.

Функция КСКО предоставляет информацию о краткосрочной эффективности модели, позволяя сравнить фактическую разницу между желаемым и измеренным значениями. Чем меньше это значение, тем лучше работает модель. В табл. 1 показана производительность математической модели с открытым контуром и нечеткой модели для БЭС, причем для обеих моделей были применены одинаковые условия эксплуатации. Очевидно, что нечеткая

модель значительно улучшает характеристики БЭС по сравнению с математической моделью где БЭС должен двигаться по квадрату, например, из точки $(X = 0 \text{ м}, Y = 0 \text{ м}, Z = 0 \text{ м})$ в точку $(X = 1000 \text{ м}, Y = 200 \text{ м}, Z = 100 \text{ м})$ с нечетким контроллером и с математической и нечеткой моделью.

Таблица 1. Значения КСКО для математической модели БЭС и нечеткой модели в каждом направлении

Table 1. The MSE values for the UV mathematical model and the fuzzy model in each direction

Направление / Direction	Математическая модель КСКО / Mathematical model of KSKO	Модель с нечеткой логикой КСКО / Model with the fuzzy logic of KSKO	Нейросеть с нечеткой логикой КСКО / Neural network with the fuzzy logic of KSKO
X	38,1652	7,6558	6,4321
Y	1,2808	0,2748	0,2315
Z	2,5209	0,8275	0,6703
крен	0	0	0
тангаж	1,0074	0,869	0,845
рысканье	0,7188	0,5161	0,485

На рис. 5 показано синусоидальное движение в плоскости ХУ, что означает управление углом рысканья. Видно, что движение БЭС с нечеткой моделью выполняет лучшую работу по сравнению с БЭС с математической моделью с точки зрения точности, а также скорости. На рис. 6 показано трехмерное синусоидальное движение автономного аппарата, которое представляет собой управление глубиной, управление углом продольного наклона и управление углом рысканья. Хорошо видно, что движение БЭС с нечеткой моделью более точные и плавные по сравнению с движением БЭС с математической моделью в логарифмических единицах.

Было замечено, что система с нечетким контроллером и нечетким моделированием показала значительное уменьшение осцилляций при уровне шума в 10%,

по сравнению с системой с математическим контроллером, как видно на рис. 5. Это снижение осцилляций происходит без заметной потери точности.

После интеграции нейросетей в систему нечеткого моделирования были получены дополнительные результаты, которые подтверждают эффективность такого подхода. Нейросеть, обученная на данных о динамике БЭС, позволила более точно предсказывать выходные параметры, что привело к снижению значения КСКО по сравнению с предыдущими моделями. Например, при тестировании на аналогичных маршрутах было зафиксировано снижение КСКО на 20% по сравнению с чисто нечеткой моделью (см. табл. 1).

Кроме того, нейросеть обеспечила адаптацию параметров нечетких контроллеров в реальном времени, что поз-

волило эффективно реагировать на изменения в окружающей среде. Это было особенно заметно при управлении углом продольного наклона и углом рыскания,

где новое управление, основанное на комбинированном подходе, показало более гладкое и стабильное движение БЭС.

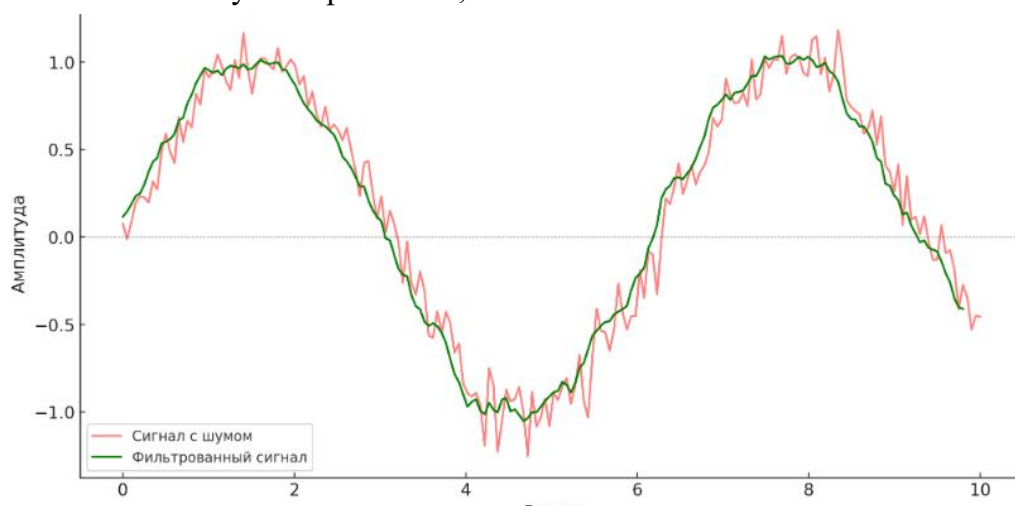


Рис. 5. Синусоидальное движение БЭС в XY с использованием математической модели на основе нечеткого управления с 10% шумом

Fig. 5. Sinusoidal motion of BEC in XY using a mathematical model based on fuzzy control with 10% noise

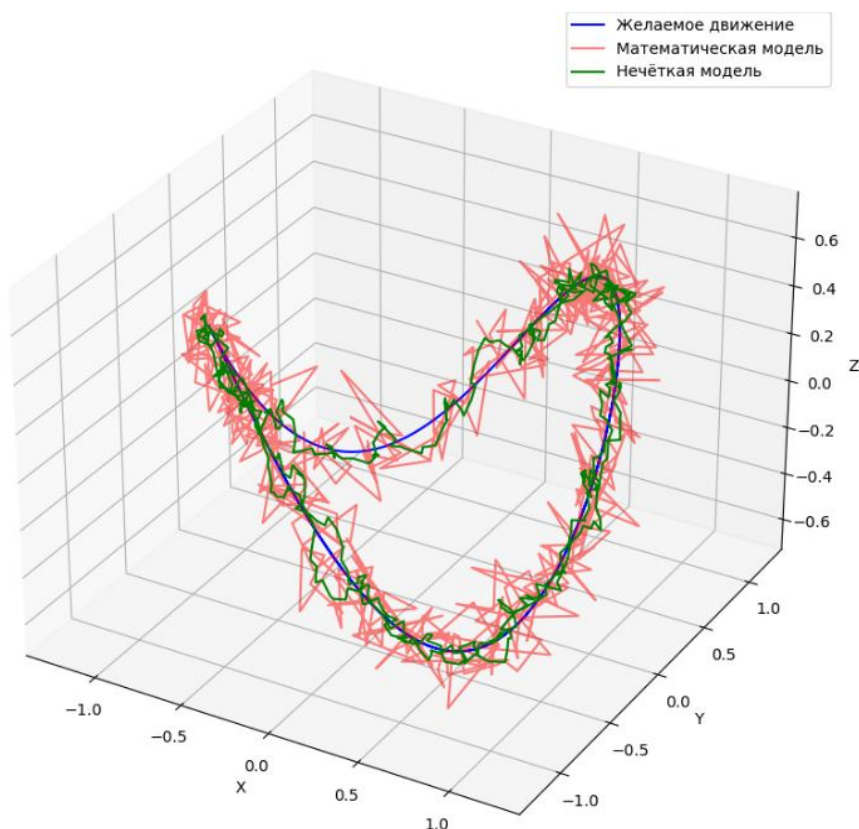


Рис. 6. Движение БЭС в системе XYZ с математической моделью и нечетким режимом на основе нечеткого управления

Fig. 6. UV motion in XYZ system with mathematical model and fuzzy mode based on fuzzy control

Выводы

В статье представлены результаты численного и нечеткого моделирования автономного подводного-надводного аппарата с применением нечетких контроллеров. Нечеткое моделирование используется для создания модели БЭК на основе входных и выходных данных системы. Контроллеры разрабатываются на основе этой модели, что позволяет учитывать особенности динамики аппарата. Поскольку нечёткие контроллеры обладают робастностью в процессе проектирования, они оказываются более эффективными для нелинейных и изменяющихся во времени систем. В исследовании рассматривается моделирование, которое проверяет нечёткий контроллер в условиях шумов и изменяющихся параметров среды, а также его последующую реализацию в реальном времени.

После добавления нейросетевых технологий к нечеткому моделированию и контроллерам, результаты показали значительное улучшение в точности управ-

ления БЭС. Нейросеть, обученная на данных о движении аппарата, позволяет предсказывать выходные параметры с высокой степенью точности, что обеспечивает более стабильную работу в условиях нестабильной среды.

Системы, основанные на комбинации нечеткой логики и нейросетевых подходов, демонстрируют лучшую адаптивность и эффективность управления по сравнению с традиционными математическими моделями. В частности, нейросеть позволяет динамически настраивать параметры нечетких контроллеров, учитывая изменения в реальном времени. Это особенно важно в условиях шумов и изменяющихся внешних факторов, где классические контроллеры могут терять свою эффективность.

Дополнительно проведенные эксперименты подтвердили, что интеграция нейросетей в нечеткие системы управления приводит к снижению осцилляций и повышению стабильности движения БЭС.

Список литературы

1. The advancement of an autonomous underwater vehicle (AUV) technology / K. Tan, T.Liddy, A.Anvar, Tien-Fu Lu // IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. 2008. DOI:10.1109/ICIEA.2008.4582535.
2. Kanakakis V., Tsourveloudis N. K., Valavanis K. P. Design and testing of a fuzzy logic controller for an autonomous underwater vehicle. Technical University of Crete. 2001. URL: <https://www.researchgate.net/>.
3. Huang S.H. Control of autonomous underwater vehicle using fuzzy logic and genetic algorithms. Technology of autonomous underwater vehicles, 1996.
4. Kim T.W. A new neuro-fuzzy controller for autonomous underwater vehicles. Robotics and Automation, 2001.

5. Гидроакустические навигационные средства / В.И. Бородин, Г.Е. Смирнов, Н. А. Толстякова, Г.В. Яковлев. Л.: Судостроение, 1983. 262 с.
6. Ridao P., et al. Model identification of a low-speed unmanned underwater vehicle, IFAC Proceedings. August 2002. Vol. 34(7). DOI: 10/1016/S1474-6670(17)35114-5.
7. Saiaadi H., Ura T.. Identification of AUV systems with multiple inputs and multiple outputs using neural network. IEEE 1999 .
8. Papoulis A., Pillai S. U. Probability, random variables, and stochastic processes. 4th ed. New York, McGraw-Hill, 2002.
9. Awadi-Moghaddama D. Adaptive neurofuzzy control system based on genetic algorithm for remotely operated vehicle underwater // Expert Systems with Applications. 2009; 36.
10. Fossen T. I. Guidance and control of ocean vehicles. John Wiley&Sons, 1994. 494 p.
11. Asokan T. M. Design of an autonomous underwater robotic vehicle (AUV). Indian Institute of Technology. Madras; 2008.
12. Wang L. X. Fuzzy systems are universal approximators. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. San Diego, CA, USA, 2002. DOI:10.1109/FUZZY. 1992. 258721.
13. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification system and its application to modeling and control. IEEE (Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.) Vol. SMC-15/ Is. 1. P. 116-132. <http://clx.doi.org/10/1109/TSMC. 1985/6313399>.
14. Akkizidis I.S., Roberts G.N. Fuzzy modeling and fuzzy-neural motion control of an autonomous underwater robot. 2008. AMC'98 - Coimbra. 1998 5th International Workshop on Advanced Motion Control. Proceedings. DOI: 10.1109/ AMC.1998.743614
15. Суровцев И.С., Клюкин В.И., Пивоварова Р.П. Нейронные сети. Воронеж: ВГУ, 1994. 224 с.
16. Разработка эргономичного приложения-помощника на основе нейронной сети / Д.С. Савенков, С.Ю. Поздняков, А.А. Кузьменко, Р.А. Филиппов, Л.Б. Филиппова // Известия Юго-Западного государственного университета. 2023; 27(3): 52-65. <https://doi.org/10.21869/ 2223-1560-2023-27-3-52-65>.
17. Милостная Н. А. Исследование устойчивости нейро-нечёткой системы вывода, основанной на методе отношения площадей // Известия Юго-Западного государственного университета. 2021; 25(3): 70-85. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-3-70-85>
18. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992.
19. Галушкин А.И., Цыпкин Я.З. Нейронные сети: история развития теории. М.: Альянс, 2015. 840 с.
20. Барский А.Б. Логические нейронные сети. М.: Бином, 2013. 352 с.

References

1. Tan K., Liddy T., Anvar A., Tien-Fu Lu The advancement of an autonomous underwater vehicle (AUV) technology. IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. 2008. DOI:10.1109/ICIEA.2008.4582535.
2. Kanakakis V., Tsourveloudis N. K., Valavanis K. P. Design and testing of a fuzzy logic controller for an autonomous underwater vehicle. Technical University of Crete; 2001. Available at: <https://www.researchgate.net/>.
3. Huang S.H. Control of autonomous underwater vehicle using fuzzy logic and genetic algorithms. Technology of autonomous underwater vehicles, 1996.
4. Kim T.W. A new neuro-fuzzy controller for autonomous underwater vehicles. Robotics and Automation, 2001.
5. Borodin V.I., Smirnov G.E. Hydroacoustic navigation aids. Shipbuilding, 1983.
6. Ridao P., et al. Model identification of a low-speed unmanned underwater vehicle, IFAC Proceedings. August 2002. Vol. 34(7). DOI: 10/1016/S1474-6670(17)35114-5.
7. Saiaadi H., Ura T.. Identification of AUV systems with multiple inputs and multiple outputs using neural network. IEEE 1999 .
8. Papoulis A., Pillai S. U. Probability, random variables, and stochastic processes. 4th ed. New York, McGraw-Hill, 2002.
9. Awadi-Moghaddama D. Adaptive neurofuzzy control system based on genetic algorithm for remotely operated vehicle underwater. *Expert Systems with Applications*. 2009; 36.
10. Fossen T. I. Guidance and control of ocean vehicles. John Wiley&Sons, 1994. 494 p.
11. Asokan T. M. Design of an autonomous underwater robotic vehicle (AUV). Indian Institute of Technology. Madras; 2008.
12. Wang L. X. Fuzzy systems are universal approximators. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. San Diego, CA, USA, 2002. DOI:10.1109/FUZZY. 1992. 258721.
13. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification system and its application to modeling and control. IEEE (Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.) Vol. SMC-15/ Is. 1. p. 116-132. <http://clx.doi.org/10/1109/TSMC. 1985/6313399>.
14. Akkizidis I.S., Roberts G.N. Fuzzy modeling and fuzzy-neural motion control of an autonomous underwater robot. AMC'98 - Coimbra. 1998 5th International Workshop on Advanced Motion Control. Proceedings. DOI: 10.1109/AMC.1998.743614
15. Surovtsev I.S., Klyukin V.I., Pivovarova R.P. Neural Networks. Voronezh: VSU; 1994. 224 p. (In Russ.).
16. Savenkov D. S., Pozdnyakov S. Yu., Kuzmenko A. A., Filippov R. A., Filippova L. B. Development of an Ergonomic Assistant Application Based on a Neural Network. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2023; 27(3): 52-65 (In Russ.). <https://doi.org/ 10.21869/2223-1560-2023-27-3-52-65>.

17. Milostnaya N. A. Stability Study of a Neuro-Fuzzy Output System Based on Ratio Area Method. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2021; 25(3): 70-85 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-3-70-85>.
18. Wasserman F. Neurocomputing: Theory and Practice. Moscow: Mir; 1992. (In Russ.).
19. Galushkin A.I., Tsypkin Ya.Z. Neural Networks: History of Theory Development. Moscow: Al'yans; 2015. 840 p. (In Russ.).
20. Barsky A.B. Logical Neural Networks. Moscow: Binom; 2013. 352 p. (In Russ.).

Информация об авторах / Information about the Authors

Евсюков Петр Сергеевич,
инженер-программист, Центральный
научно-исследовательский институт «Курс»,
г. Москва, Российская Федерация,
e-mail: PetrEvsyukovS@yandex.ru

Petr S. Evsyukov, Software Engineer,
Central Research Institute «Kurs»,
Moscow, Russian Federation,
e-mail: PetrEvsyukovS@yandex.ru

Андреева Ольга Николаевна, доктор
технических наук, руководитель
научно-методического центра
АО «Концерн «Моринсис-Агат»,
профессор БК232 РТУ МИРЭА,
Центральный научно-
исследовательский институт «Курс»,
г. Москва, Российская Федерация,
e-mail: nauka@concern-agat.ru

Olga N. Andreeva, Dr. of Sci. (Engineering),
Head of Scientific and Methodological Center
of JSC "Concern "Morinsis-Agat",
Professor BK232 RTU MIREA,
Central Research Institute «Kurs»
Moscow, Russian Federation,
e-mail: nauka@concern-agat.ru