

УДК 004.021

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.40.1.024](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.40.1.024)

Нейро-предиктивная система управления мобильным неголономным трехколесным роботом в среде со статическими препятствиями

В.А. Березина✉, О.С. Мезенцева, Д.В. Мезенцев

*Северо-Кавказский федеральный университет,
Ставрополь, Российская Федерация
vberezina@ncfu.ru✉*

Резюме. В статье предлагается отслеживать и прогнозировать траекторию движения автономного неголономного трехколесного мобильного робота в среде со статическими препятствиями с помощью нейро-предиктивной системы управления. Данная система состоит из модифицированной нейронной сети Элмана (для отслеживания положения и ориентации робота), нейросетевой модели препятствия (для определения облака точек препятствия) и методов интерполяции кривой кубическими сплайнами и PSO-алгоритма (для сглаживания кривой обхода препятствия и обеспечения наименьшего расстояния). Новая траектория движения для объезда препятствия строится по трем точкам (до препятствия, центр препятствия, после препятствия). Предложенная система управления повышает эффективность управления мобильным роботом и обеспечивает наименьшее отклонение от траектории движения, в целом, и в месте обхода препятствия, в частности. Нейро-предиктивная система управления сравнивается с классическим PSO-алгоритмом, а также, внутри самой системы сравниваются методы сглаживания кривой обхода препятствия (интерполяция кубическими сплайнами и PSO-алгоритм). Алгоритмы сравниваются по таким критериям, как среднее расстояние робота от препятствия при перестройке траектории движения, скорость движения, время выполнения обхода препятствия. Также проверяется отклонение от заданной траектории движения: движения по лемнискате и по квадрату. Результаты моделирования показали, что нейро-предиктивная система эффективнее (в среднем, на 28,1 %) объезжает препятствие (обеспечивает наименьшее расстояние) и быстрее (в среднем, на 17,2 %) выполняет данный маневр, чем классический PSO-алгоритм. Также внутри самой системы для построения кривой обхода препятствия эффективнее работает PSO-алгоритм (на 3,3 % ближе к препятствию и, в среднем, на 88,2 % меньше среднеквадратичная ошибка), чем интерполяция кубическими сплайнами. При этом нейро-предиктивная система управления значительно лучше справляется со следованием по желаемой траектории, чем классический PSO-алгоритм.

Ключевые слова: нейро-предиктивная система управления, рекуррентная нейросеть Элмана, неголономный трехколесный робот, прогнозирование траектории движения, обход препятствия.

Для цитирования: Березина В.А., Мезенцева О.С., Мезенцев Д.В. Разработка модифицированной нейронной сети Элмана для отслеживания и прогнозирования движения неголономного трехколесного мобильного робота. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2023;11(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1295> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.40.1.024

Neuro-predictive control system for a mobile nonholonomic three-wheeled robot in an environment with static obstacles

V.A. Berezina✉, O.S. Mezentseva, D.V. Mezentsev

*North-Caucasus Federal University,
Stavropol, Russian Federation*

vberezina@ncfu.ru✉

Abstract. This article proposes to track and predict the trajectory of an autonomous nonholonomic three-wheeled mobile robot in an environment with static obstacles using a neuro-predictive control system. This system consists of a modified Elman neural network (to track the position and orientation of the robot), a neural network model of an obstacle (to determine the point cloud of an obstacle) and cubic spline curve interpolation methods and a PSO algorithm (to smooth the obstacle avoidance curve and ensure the shortest distance). A new trajectory for avoiding an obstacle is built on three points (before the obstacle, the center of the obstacle, after the obstacle). The proposed control system improves the efficiency of mobile robot control and provides the smallest deviation from the movement trajectory, in general, and in the place where the obstacle is bypassed, in particular. The neuro-predictive control system is compared with the classical PSO algorithm, and, within the system itself, methods for smoothing the obstacle avoidance curve (cubic spline interpolation and PSO algorithm) are compared. Algorithms are compared according to such criteria as the average distance of the robot from the obstacle when rebuilding the trajectory, the speed of movement, the time it takes to bypass the obstacle. In addition, the deviation from the given trajectory of movement is checked: movements along the lemniscate and along the square. The simulation results showed that the neuro-predictive system is more efficient (by 28.1 % on average) in avoiding an obstacle (provides the shortest distance) and performs this maneuver faster (by 17.2 % on average) than the classical PSO algorithm. Also, within the system itself, the PSO-algorithm works more efficiently to construct an obstacle avoidance curve (3.3 % closer to the obstacle and, on average, 88.2 % less root-mean-square error) than cubic spline interpolation. At the same time, the neuro-predictive control system copes much better with following the desired trajectory than the classical PSO algorithm.

Keywords: neuro-predictive control system, Elman recurrent neural network, nonholonomic three-wheeled robot, motion trajectory prediction, obstacle avoidance.

For citation: Berezina V.A., Mezentseva O.S., Mezentsev D.V. Neuro-predictive control system for a mobile nonholonomic three-wheeled robot in an environment with static obstacles. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;11(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1295> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.40.1.024 (In Russ.).

Введение

В последние годы колесные мобильные роботы привлекли значительное внимание в различных промышленных и сервисных приложениях. Например, уборка помещений, автоматизация производства, транспорт и т. д. Эти приложения требуют, чтобы мобильные роботы имели возможность стабильно отслеживать заданный путь [1], а иногда и самостоятельно строить маршрут [2]. В целом, неголономное поведение в робототехнических системах особенно актуально, поскольку такой системой можно полностью управлять с помощью меньшего количества исполнительных механизмов. Было предложено несколько контроллеров для отслеживания траектории мобильных роботов с неголономными ограничениями [3]. Традиционные методы управления для отслеживания пути мобильного робота используют линейное или нелинейное управление с обратной связью, в то время как контроллеры, основанные на искусственном интеллекте, используют нейронные сети или нечеткую логику [4].

Управление отслеживанием траектории неголономного мобильного робота путем интеграции кинематического контроллера и нейродинамического контроллера на основе теории скользящего режима было представлено в [5]. Адаптивные нейронные контроллеры с прямой и обратной связью с алгоритмом прогнозирующей оптимизации минимизировали ошибку отслеживания неголономного колесного мобильного робота [6].

Целью исследования является разработка системы управления для отслеживания и прогнозирования траектории движения неголономного мобильного робота в среде со статическими препятствиями и решаются следующие задачи:

- описать кинематическую и динамическую модель неголономного трехколесного мобильного робота;
- определить структуру системы для отслеживания и прогнозирования траектории движения;
- осуществить моделирование и провести сравнительный анализ алгоритмов отслеживания, прогнозирования траектории движения и обхода препятствий.

В предлагаемом исследовании для отслеживания и прогнозирования траектории движения неголономного робота в среде со статическими препятствиями используется нейро-предиктивная система управления, которая состоит из модифицированной нейронной сети Элмана [7], нейросетевой модели препятствия и методов интерполяции кривой кубическим сплайном и PSO-алгоритма.

Материалы и методы

Схема неголономного трехколесного мобильного робота представлена на Рисунке 1. Робот состоит из платформы с двумя ведущими колесами, установленными на одной оси, и всенаправленного колеса в передней части платформы, делающее платформу более стабильной [3, 4]. Левое и правое колеса оснащены приводами для осуществления движения и ориентации. Колеса имеют одинаковый радиус, обозначаемый r , а L – расстояние между двумя колесами. Центр масс мобильного робота расположен в точке c , центре оси колес.

Положение мобильного робота в глобальной системе координат OXY и вектор положения определяются как [3]:

$$q = (x, y, \theta)^T, \quad (1)$$

где x и y – координаты точки c и θ – угол ориентации робота, измеренный относительно оси X .

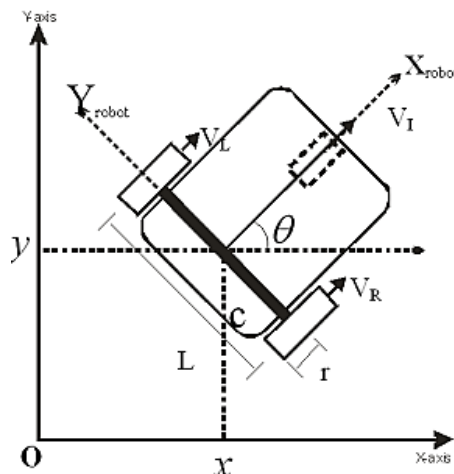


Рисунок 1 – Схема неголономного мобильного робота
 Figure 1 – Scheme of a nonholonomic mobile robot

Эти три обобщенные координаты могут описывать конфигурацию мобильного робота. Мобильный робот подвергается независимому ограничению скорости, которое может быть выражено в матричной форме [8]:

$$A^T(q)\dot{q} = 0, \quad (2)$$

где

$$A^T(q) = [-\sin \theta(t) \quad \cos \theta(t) \quad 0], \quad (3)$$

где $A^T(q)$ – транспонированная матрица положения, \dot{q} – производная по времени вектора положения, $\theta(t)$ – угол ориентации робота.

Предполагается, что колеса мобильного робота установлены таким образом, чтобы они имели идеальное качение без проскальзывания [1]. Следовательно, кинематику робота можно описать как:

$$\dot{q} = \begin{bmatrix} x(\dot{t}) \\ y(\dot{t}) \\ \theta(\dot{t}) \end{bmatrix} = S(q) \begin{bmatrix} V_I(t) \\ V_W(t) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где

$$S(q) = \begin{bmatrix} \cos \theta(t) & 0 \\ \sin \theta(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где V_I и V_W – линейная и угловая скорости, $S(q)$ – матрица полного ранга, $\theta(t)$ – угол ориентации робота, $x(\dot{t}), y(\dot{t}), \theta(\dot{t})$ – производная по времени вектора положения (координат x и y и угла θ ориентации робота соответственно).

Силы должны быть приложены к мобильному роботу, чтобы произвести движение. Эти силы моделируются путем изучения движения динамической модели дифференциального колесного мобильного робота, показанного на Рисунке 1. Масса, силы и скорость связаны с этим движением. Динамическое уравнение, основанное на формулировке Эйлера-Лагранжа [8], дифференциального колесного мобильного робота можно представить в виде:

$$\begin{bmatrix} M & 0 & 0 \\ 0 & M & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{\theta} \end{bmatrix} + \tau_d = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos \theta \\ \sin \theta & \sin \theta \\ \frac{L}{2} & \frac{-L}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_L \\ \tau_R \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \cos \theta \\ 0 \end{bmatrix} \lambda, \quad (6)$$

где M и I представляют массу и инерцию мобильного робота соответственно, $x(\ddot{t}), y(\ddot{t}), \theta(\ddot{t})$ – вторая производная по времени вектора положения (координат x и y и угла θ ориентации робота соответственно), τ_d – ограниченные неизвестные возмущения, включая неструктурированную и не моделируемую динамику, r – радиус колес робота, L – расстояние между двумя колесами, τ_L и τ_R – крутящие моменты левого и правого мотора соответственно, λ – вектор ограничивающих сил.

Решая уравнения (4 и 6), получаем нормальную форму:

$$\dot{V}_I = \frac{\tau_L + \tau_R}{Mr} + \tau_d, \quad (7)$$

$$\dot{V}_W = \frac{L(\tau_L - \tau_R)}{2rI} + \tau_d, \quad (8)$$

где \dot{V}_I и \dot{V}_W – линейное и угловое ускорения дифференциально-колесного мобильного робота.

На основе [1] и указанных выше уравнениях, разработана структура динамической и кинематической модели трехколесного колесного мобильного робота, представленная на Рисунке 2.

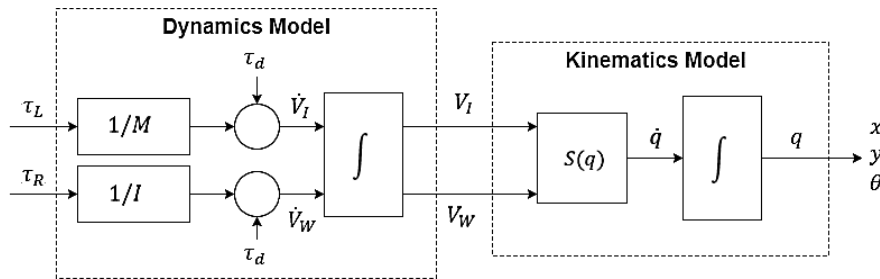


Рисунок 2 – Динамическая и кинематическая модели мобильного робота
 Figure 2 – Dynamic and kinematic models of a mobile robot

Как видно из Рисунка 2, на входе динамическая модель получает крутящие моменты левого и правого мотора, а выходы (линейное и угловое ускорения дифференциально-колесного мобильного робота) являются входами кинематической модели. Выход кинематической модели представляет собой вектор положения робота (координаты x и y и угол θ ориентации робота).

Для отслеживания траектории движения неголономного мобильного трехколесного робота с обходом статических препятствий была разработана нейро-предиктивная система управления, структура которой представлена на Рисунке 3.

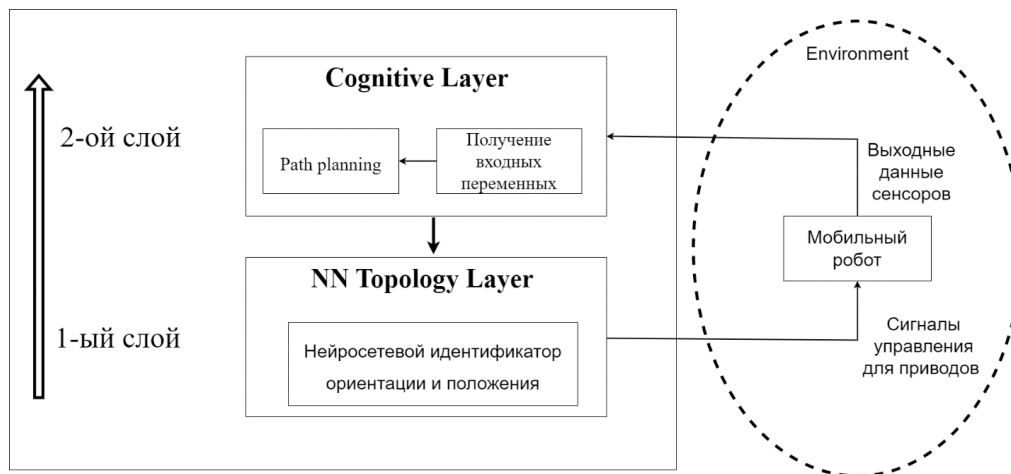


Рисунок 3 – Структура предложенной нейро-предиктивной системы управления неголономным мобильным трехколесным роботом

Figure 3 – Structure of the proposed neuro-predictive control system for a nonholonomic mobile three-wheeled robot

Как видно из Рисунка 3, данная система состоит из двух слоев: слоя топологии нейронной сети и когнитивного слоя. Слой топологии нейронной сети представляет собой нейросетевой идентификатор ориентации и положения. Нейросетевой идентификатор ориентации и положения подробно описан в [2] и является модифицированной нейронной сетью Элмана, которая имеет узлы в контекстном слое, использующиеся только для запоминания предыдущих активаций скрытых узлов, что позволяет увеличить скорость обучения и уменьшить количество узлов в скрытом слое. При этом для повышения качества обучения используется динамический показатель обучения, алгоритм которого представлен в [2]. За счет этого модифицированная нейронная сеть Элмана эффективнее (в среднем, на 32,4 %) и быстрее (в среднем, на 66,4 %) справляется с задачей обучения и имеет наименьшее отклонение от заданной траектории движения, чем классическая нейронная сеть Элмана и PSO-алгоритм.

Структура модифицированной нейронной сети Элмана представлена на Рисунке 4 и основана на следующих уравнениях [4]:

$$h(k) = F\{VHG(k), VC\bar{h}^o(k), bias\bar{V}b\} \quad (9)$$

$$O(k) = (Wh(k), bias\bar{W}b), \quad (10)$$

где $VHG(k)$, $VC\bar{h}^o(k)$ и $Wh(k)$ – весовые матрицы входного вектора, выходного вектора слоев и общего выходного вектора соответственно, Vb и Wb – весовые векторы, а F – нелинейная векторная функция.

Выход контекстного блока в модифицированной сети Элмана определяется выражением [8]:

$$h_c^o(k) = \alpha h_c^o(k-1) + \beta h_c(k-1), \quad (11)$$

где $h_c^o(k)$ и $h_c(k)$ – выходы контекстного и скрытого слоев соответственно, α – усиление обратных соединений, а β – вес соединений от скрытых узлов к контекстным узлам в контекстном блоке. Значения α и β выбираются случайным образом в диапазоне (0;1).

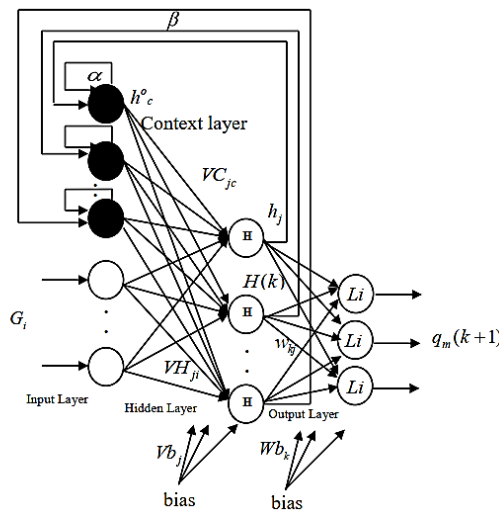


Рисунок 4 – Структура модифицированной нейронной сети Элмана
Figure 4 – Structure of Elman's modified neural network

Когнитивный слой представляет собой систему планирования, которая собирает всю информацию из окружающей среды с помощью таких датчиков, как ИК-датчик, 2D-лазерный сканер, ультразвуковой датчик, GPS и камера. Данный слой предназначен для изменения траектории движения при обнаружении препятствия, а также достижения плавности кривой движения для минимизации времени и отклонения от желаемой траектории движения. Таким образом, нейро-предиктивная система управления может гарантировать навигацию без столкновений и экономить заряд батареи робота.

Разработанный алгоритм обхода препятствий представлен на Рисунке 5. Данный алгоритм сочетает в себе нейронную сеть для вычисления точек препятствия, техники интерполяции кубическим сплайном и PSO-алгоритм для построения кривой обхода препятствия и достижения ее максимальной плавности. При этом, в данном исследовании интерполяция кубическими сплайнами и PSO-алгоритм работают параллельно для последующего их сравнения.

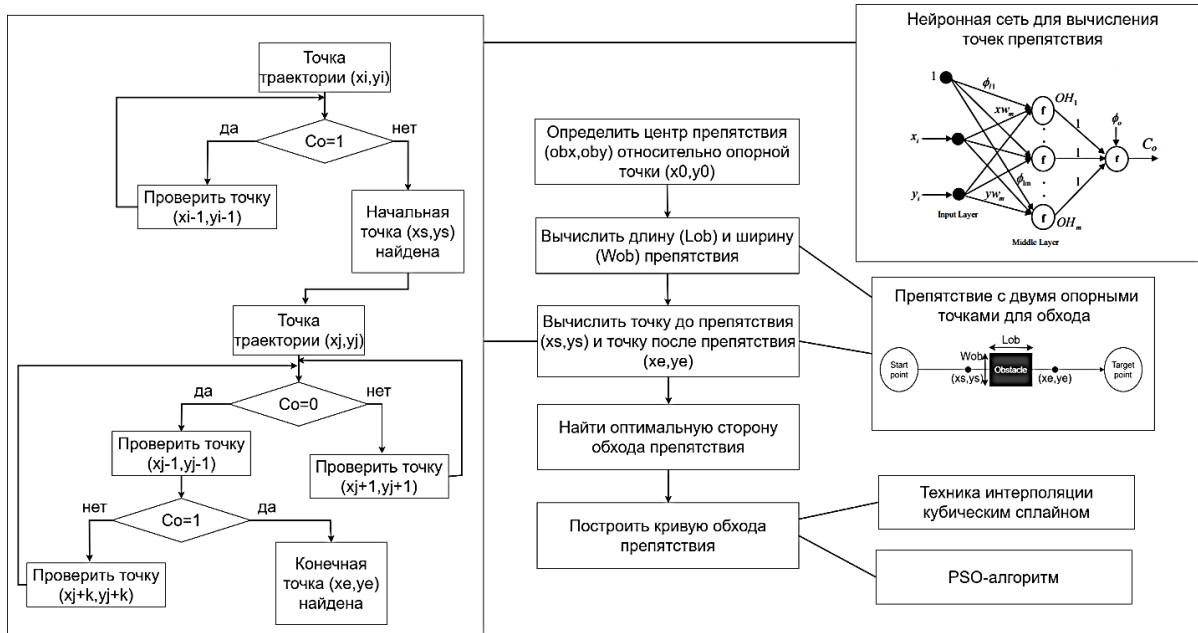


Рисунок 5 – Алгоритм обхода препятствий
Figure 5 – Algorithm for avoiding obstacles

Структура нейронной сети для вычисления точек препятствия основана на следующих формулах:

$$IH_m = xw_mx_i + yw_my_i + \varphi_{Im}, \quad (12)$$

где x_i и y_i – координаты точек желаемой траектории движения, xw_m и yw_m – веса нейронной сети для x_i и y_i соответственно, φ_{Im} – bias, который равен свободному элементу в уравнении и выражает форму препятствия.

$$OH_m = f(IH_m), \quad (13)$$

где IH_m – взвешенный вход m -го нейрона среднего слоя, $f(\cdot)$ – функция активации.

$$C_o = f(\sum_{m=1}^M OH_m - \varphi_0), \quad (14)$$

где m – количество нейронов в среднем слое, равное количеству вершин препятствия, OH_m – выход m -го нейрона среднего слоя, φ_0 – bias, который равен числу вершин препятствия, уменьшенное на 0.5.

$$f(r) = \frac{1}{1 + e^{-r/p}}, \quad (15)$$

где r – радиус колеса, а p – параметр, контролирующий плавность кривой.

C_o – выход нейронной сети, который равен 0 или 1. Если выход равен 1, то точка (x_i, y_i) находится в области препятствия, в противном случае, находится за его пределами.

Кубическая сплайн-функция для каждого сегмента пути выглядит следующим образом [4]:

$$f_i(x) = a_i + b_i x + c_i x^2 + d_i x^3, \quad (16)$$

где i – номер сегмента.

Время движения между всеми сегментами пути рассчитывается по формуле:

$$T = \varphi T_s, \quad (17)$$

где φ – количество точек, а T_s – время дискретизации.

Для расчета оценочного расстояния между сегментами пути используется формула [9]:

$$D = \sum_{j=1}^{\varphi-1} \sqrt{(x_{j+1} - x_j)^2 + (y_{j+1} - y_j)^2}, \quad (18)$$

PSO-алгоритм описывается следующими уравнениями [10]:

$$V_{i,d}^{k+1} = V_{i,d}^k + c_1 r_1 (pbest_{i,d}^k - y_{i,d}^k) + c_2 r_2 (qbest_d^k - y_{i,d}^k), \quad (19)$$

$$y_{i,d}^{k+1} = y_{i,d}^k + V_{i,d}^{k+1}, \quad (20)$$

где $V_{i,d}^k$ – скорость i -ой частицы на k -ой итерации, $y_{i,d}^k$ – позиция i -ой частицы на k -ой итерации, c_1, c_2 – константы ускорения с положительными значениями, равными 2, r_1, r_2 – случайные числа между 0 и 1, $pbest_i$ – лучший предыдущий вес i -ой частицы, $qbest_d$ – лучшая частица среди всех частиц в популяции.

Система управления реализована на языке Python с использованием библиотек Keras и Tensorflow. Моделирование осуществлялось в среде моделирования CoppeliaSim, в которую была перенесена 3D-модель робота и окружения, созданные в Blender.

Результаты и обсуждение

Сравнительный эксперимент проводился между разработанной нейро-предиктивной системой управления и классическим PSO-алгоритмом. Также в самой разработанной системе сравниваются методы интерполяции кубическим сплайном и PSO-алгоритма на этапе построения кривой обхода препятствия. Результат обхода препятствия по лемнискате представлен на Рисунке 6. Было проведено 5 испытаний для каждого метода. Средние значения характеристик обоих методов представлено в Таблице 1. В качестве сравниваемых характеристик выбраны такие, как среднее расстояние робота от препятствия при перестройке траектории движения (расстояние), скорость движения (скорость), время выполнения обхода препятствия (время), среднеквадратичная ошибка координаты X (MSE координаты X), среднеквадратичная ошибка координаты Y (MSE координаты Y), среднеквадратичная ошибка ориентации робота (MSE ориентации).

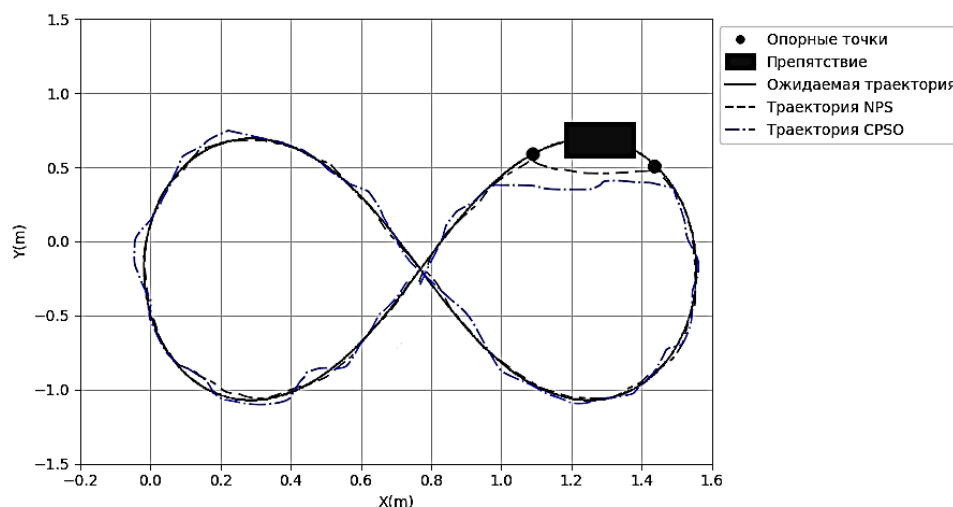


Рисунок 6 – Траектория движения мобильного робота по лемнискате с обходом препятствия
Figure 6 – Trajectory of the mobile robot along the lemniscate with obstacle avoidance

Таблица 1 – Численный и интеллектуальный методы для минимизации расстояния и линейной скорости по траектории в виде лемнискаты
Table – Numerical and intelligent methods for minimizing the distance and line speed along the trajectory in the form of a lemniscate

Метод	Расстояние (м)	Скорость (м/с)	Время (с)	MSE координаты X	MSE координаты Y	MSE ориентации
Интерполяция кубическим сплайном NPS	0,300	0,086	3,50	$1,77 \times 10^{-4}$	$5,1 \times 10^{-5}$	$1,39 \times 10^{-3}$
PSO-алгоритм NPS	0,293	0,083	3,49	$9,2 \times 10^{-5}$	$6,85 \times 10^{-8}$	$1,21 \times 10^{-4}$
Классический PSO-алгоритм	0,470	0,124	4,54	$9,9 \times 10^{-5}$	$9,14 \times 10^{-8}$	$3,47 \times 10^{-4}$

Из Рисунка 6 можно сделать вывод, что нейро-предиктивная система управления справилась с задачей обхода препятствия на траектории движения в виде лемнискаты значительно лучше, чем классический PSO-алгоритм. Также, PSO-алгоритм обеспечивает наименьшее отклонение от препятствия (на 2,6 %), быстрее объезжает препятствие (на 2,5 %) и имеет меньшую среднеквадратичную ошибку по координатам X, Y и ориентации робота (на 48,0 %, 99,9 % и 91,3 % соответственно), чем интерполяция кубическим сплайном, а нейро-предиктивная система управления обеспечивает наименьшее отклонение от препятствия (на 37,6 %), быстрее объезжает препятствие (на 19,0 %) и имеет меньшую среднеквадратичную ошибку по координатам X, Y и ориентации робота (на 7,1 %, 25,0 % и 65,1 % соответственно), чем классический PSO-алгоритм.

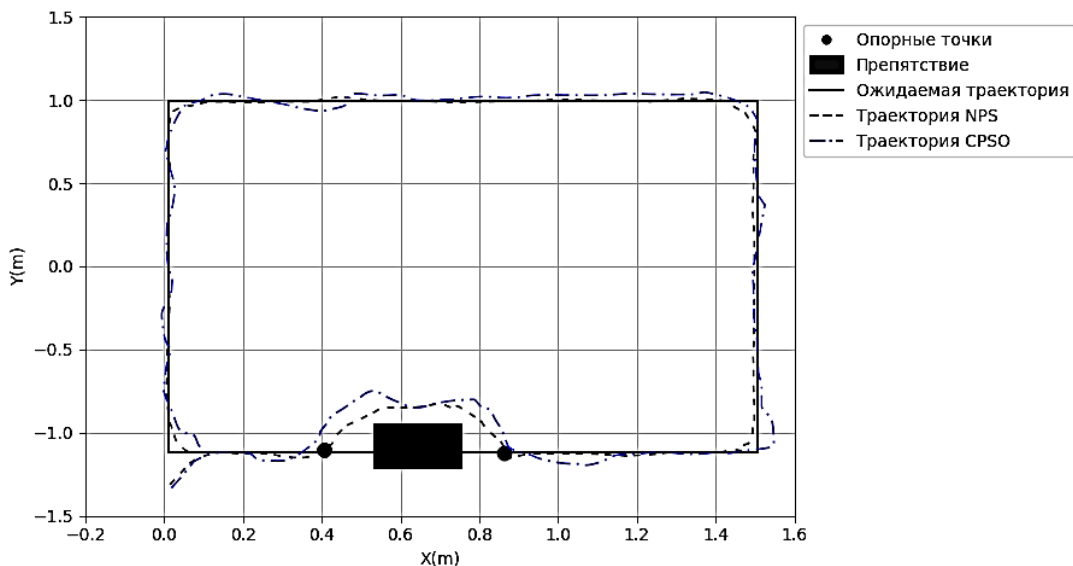


Рисунок 7 – Траектория движения мобильного робота по квадрату с обходом препятствия
Figure 7 – Movement trajectory of a mobile robot in a square with an obstacle bypass

Таблица 2 – Численный и интеллектуальный методы для минимизации расстояния и линейной скорости по траектории в виде квадрата
Table 2 – Numerical and intelligent methods for minimizing the distance and line speed along the trajectory in the form of a square

Метод	Расстояние (м)	Скорость (м/с)	Время (с)	MSE координаты X	MSE координаты Y	MSE ориентации
Интерполяция кубическим сплайном NPS	0,536	0,153	3,50	$9,7 \times 10^{-3}$	$8,9 \times 10^{-3}$	$7,89 \times 10^{-2}$
PSO-алгоритм NPS	0,514	0,147	3,49	$4,6 \times 10^{-4}$	$1,7 \times 10^{-4}$	$2,56 \times 10^{-3}$
Классический PSO-алгоритм	0,632	0,160	4,54	$5,9 \times 10^{-4}$	$2,6 \times 10^{-4}$	$2,94 \times 10^{-3}$

Из Рисунка 7 можно сделать вывод, что нейро-предиктивная система управления справилась с задачей обхода препятствия на траектории движения в виде квадрата значительно лучше, чем классический PSO-алгоритм. Также, PSO-алгоритм обеспечивает наименьшее отклонение от препятствия (на 4,0 %), быстрее объезжает препятствие (на 3,9 %) и имеет меньшую среднеквадратичную ошибку по координатам X, Y и ориентации робота (на 95,2 %, 98,1 % и 96,8 % соответственно), чем интерполяция кубическим сплайном, а нейро-предиктивная система управления обеспечивает наименьшее отклонение от препятствия (на 18,6 %), быстрее объезжает препятствие (на 8,1 %) и имеет меньшую среднеквадратичную ошибку по координатам X, Y и ориентации робота (на 22,0 %, 34,6 % и 12,9 % соответственно), чем классический PSO-алгоритм.

Относительная погрешность измерений для каждого алгоритма (Интерполяция кубическим сплайном NPS, PSO-алгоритм NPS, Классический PSO-алгоритм) характеристик расстояния до препятствия и скорости обхода препятствия представлена при движении по лемнискате на рисунке 8. Количество проведенных испытаний – 5, уровень надежности – 95 %, коэффициент Стьюдента – 2,78.

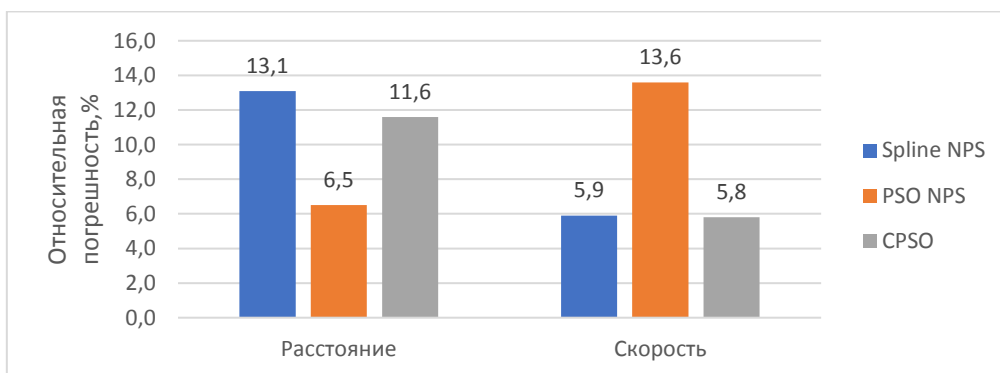


Рисунок 8 – Относительная погрешность измерений расстояния до препятствия при движении по лемнискате для каждого алгоритма

Figure 8 – Relative measurement error of the distance to the obstacle when moving along the lemniscate for each algorithm

Как видно из Рисунка 8, относительная погрешность измерений варьируется в диапазоне от 5,8 % до 13,6 %. При этом наименьшая погрешность у классического PSO-

алгоритма, а наибольшая – у алгоритма PSO-алгоритма нейро-предиктивной системы при измерении скорости. На Рисунке 9 представлена относительная погрешность измерений для каждого алгоритма характеристик расстояния до препятствия и скорости обхода препятствия представлена при движении по квадрату.

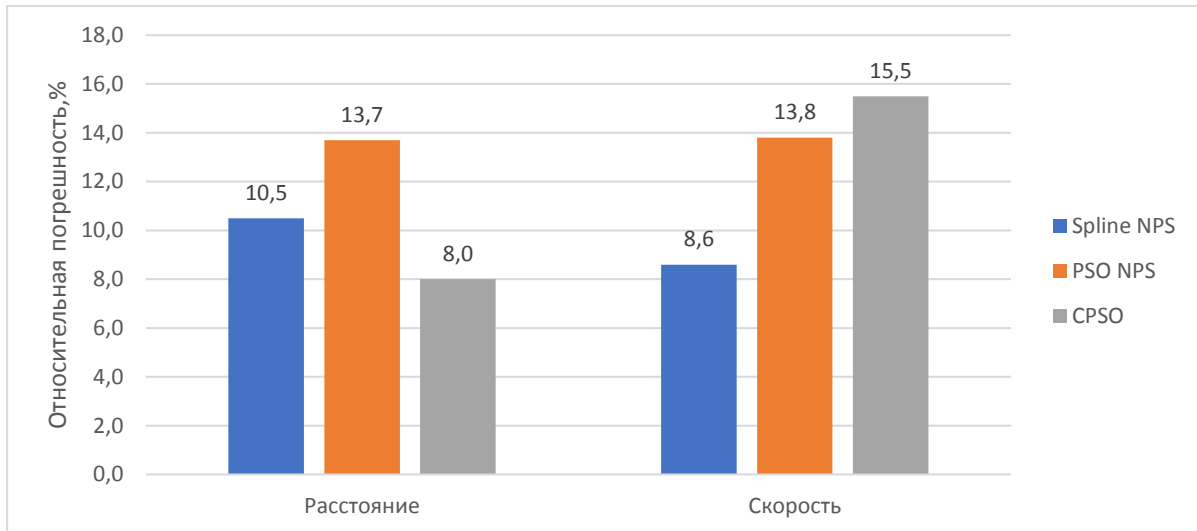


Рисунок 9 – Относительная погрешность измерений расстояния до препятствия при движении по квадрату для каждого алгоритма

Figure 9 – Relative measurement error of the distance to the obstacle when moving in a square for each algorithm

Как видно из Рисунка 8, относительная погрешность измерений варьируется в диапазоне от 8,0 % до 15,5 %. При этом наименьшая погрешность у классического PSO-алгоритма при измерении расстояния до препятствия, а наибольшая – у этого же алгоритма при измерении скорости.

Заключение

Таким образом, предложенная нейро-предиктивная система управления неголономным трехколесным мобильным роботом лучше справляется с движением по заданной траектории и обходом статического препятствия, чем классический PSO-алгоритм, за счет деления на 2 слоя, каждый из которых выполняет свою функцию. При это в самой нейро-предиктивной системе на этапе построения кривой обхода препятствия эффективнее работает PSO-алгоритм, чем интерполяция кубическим сплайном.

В дальнейшем планируется использовать эту нейро-предиктивную систему управления в качестве модуля адаптивного автономного контроллера.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Su K.H., Chen Y.Y., Su S.F. Design of neural-fuzzy-based controller for two autonomously driven wheeled robot. *Neurocomputing*. 2015;73:2478–2488.
2. Березина В.А., Мезенцева О.С., Мезенцев Д.В. Модифицированная нейронная сеть Элмана с динамическим показателем обучения для отслеживания и прогнозирования движения неголономного трехколесного мобильного робота. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2022;10(3). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1199> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.003 (дата обращения: 01.11.2022).

3. Lucas R., Oliveira R.M., Nascimento C.B., Kaster M.S. Performance analysis of an adaptive Gaussian nonlinear PID control applied to a step-down CC-CC converter. *IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. 2015;1:1022–1026.
4. Li Z., Yang C., Su C., Deng J., Zhang W. Vision-Based Model Predictive Control for Steering of a Nonholonomic Mobile Robot. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2019;24(2):553–564.
5. Suprpto B. Y., Mustaqim A., Wahab W., Kusumoputro B. Modified elman recurrent neural network for attitude and altitude control of heavy-lift hexacopter. *15th International Conference on Quality in Research (QiR): International Symposium on Electrical and Computer Engineering*. 2017;1:309–314.
6. He W. Adaptive neural network control of an uncertain robot with fullstate constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2016;46(3):620–629.
7. Al-Jamali N.A., Al-Raweshidy H.S. Modified Elman Spike Neural Network for Identification and Control of Dynamic System. *IEEE Access*. 2020;8:61246–61254.
8. Li D., Liu Y., Tong S., Chen C.L. Approximation-Based Adaptive Neural Tracking Control of Nonlinear MIMO Unknown Time-Varying Delay Systems with Full State Constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2017;47(10):3100–3109.
9. Deng L., Seethaler R. J., Chen Y., Yang P., Cheng Q. Modified Elman neural network based neural adaptive inverse control of rate-dependent hysteresis. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2016;1:2366–2373.
10. Wang S., Zhang Y., Dong Z., Du S., Ji G. Feed-forward neural network optimized by hybridization of PSO and ABC for abnormal brain detection. *International Journal of Imaging Systems & Technology*. 2015;25(2):153–164.

REFERENCES

1. Su K.H., Chen Y.Y., Su S.F. Design of neural-fuzzy-based controller for two autonomously driven wheeled robot. *Neurocomputing*. 2015;73:2478–2488.
2. Berezina V.A., Mezentseva O.S., Mezentsev D.V. Modified Elman neural network with dynamic learning rate for tracking and motion prediction of a nonholonomic three-wheeled mobile robot. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(3). Available from: <https://moitvivot.ru/ru/journal/pdf?id=1199> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.003 (In Russ.) (accessed on 01.11.2022).
3. Lucas R., Oliveira R.M., Nascimento C.B., Kaster M.S. Performance analysis of an adaptive Gaussian nonlinear PID control applied to a step-down CC-CC converter. *IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. 2015;1:1022–1026.
4. Li Z., Yang C., Su C., Deng J., Zhang W. Vision-Based Model Predictive Control for Steering of a Nonholonomic Mobile Robot. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2019;24(2):553–564.
5. Suprpto B. Y., Mustaqim A., Wahab W., Kusumoputro B. Modified elman recurrent neural network for attitude and altitude control of heavy-lift hexacopter. *15th International Conference on Quality in Research (QiR): International Symposium on Electrical and Computer Engineering*. 2017;1:309–314.
6. He W. Adaptive neural network control of an uncertain robot with fullstate constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2016;46(3):620–629.
7. Al-Jamali N.A., Al-Raweshidy H.S. Modified Elman Spike Neural Network for Identification and Control of Dynamic System. *IEEE Access*. 2020;8:61246–61254.
8. Li D., Liu Y., Tong S., Chen C.L. Approximation-Based Adaptive Neural Tracking Control of Nonlinear MIMO Unknown Time-Varying Delay Systems with Full State Constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2017;47(10):3100–3109.

9. Deng L., Seethaler R. J., Chen Y., Yang P., Cheng Q. Modified Elman neural network based neural adaptive inverse control of rate-dependent hysteresis. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2016;1:2366–2373.
10. Wang S., Zhang Y., Dong Z., Du S., Ji G. Feed-forward neural network optimized by hybridization of PSO and ABC for abnormal brain detection. *International Journal of Imaging Systems & Technology*. 2015;25(2):153–164.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Березина Виктория Андреевна, аспирантка, Северо-Кавказский федеральный университет, Ставрополь, Российская Федерация.

Victoria Andreevna Berezina, Postgraduate Student, North-Caucasus Federal University, Stavropol, Russian Federation.

e-mail: vberezina@ncfu.ru

Мезенцева Оксана Станиславовна, кандидат физико-математических наук, Профессор кафедры информационных систем и технологий, Северо-Кавказский федеральный университет, Ставрополь, Российская Федерация.

Oksana Stanislavovna Mezentseva, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Professor at the Department of Information Systems and Technologies, North-Caucasus Federal University, Stavropol, Russian Federation.

e-mail: omezentceva@ncfu.ru

ORCID: [0000-0001-5503-1056](https://orcid.org/0000-0001-5503-1056)

Мезенцев Дмитрий Викторович, старший преподаватель кафедры информационных систем и технологий, Северо-Кавказский федеральный университет, Ставрополь, Российская Федерация.

Dmitry Viktorovich Mezentsev, Senior Lecturer at the Department of Information Systems and Technologies, North-Caucasus Federal University, Stavropol, Russian Federation.

e-mail: dmezentcev@ncfu.ru

Статья поступила в редакцию 27.01.2023; одобрена после рецензирования 16.02.2023; принята к публикации 16.03.2023.

The article was submitted 27.01.2023; approved after reviewing 16.02.2023; accepted for publication 16.03.2023.