

17. Filimonov A.B., Filimonov N.B. Synthesis of Servo-systems on the Basis of the Apparatus of Linear-Quadratic Optimization, *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2016, Vol. 17, No. 12, pp. 795-801. DOI: 10.17587/mau.17.795-801.
18. He Z., Wu J., Zhang J., Zhang S., Shi Y., Liu H., Sun L., Su Y., Leng X. CDM-MPC: An Integrated Dynamic Planning and Control Framework for Bipedal Robots Jumping, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, Vol. 9, pp. 6672-6679. DOI: 10.1109/LRA.2024.3408487.
19. Ali A.M., Sha'aban Y.A., Salawudeen A.T., Haruna Z., Muhammad B., Mu'azu M.B., Alharthi A. Optimized Model Predictive Control for Improving Dynamic Stability and Steering Accuracy in Multi-Axle Cranes, *PLoS One*, 2025, Vol. 20. DOI: 10.1371/journal.pone.0324720.
20. Hou B., Yin Z., Jin X., Fan Z., Wang H. MPC-Based Dynamic Trajectory Spoofing for UAVs, *Drones*, 2024, Vol. 8, No. 10, pp. 602. DOI: 10.3390/drones8100602.
21. Tomás L., Lämmle M., Pfafferoth J. Demonstration and Evaluation of Model Predictive Control (MPC) for a Real-World Heat Pump System in a Commercial Low-Energy Building for Cost Reduction and Enhanced Grid Support, *Energies*, 2025, Vol. 18, No. 6, pp 1434. DOI: 10.3390/en18061434.
22. Wang H., Liu B., Ping X., An Q. Path-Tracking Control for Autonomous Vehicles Based on an Improved MPC, *IEEE Access*, 2019, Vol. 7, pp. 161064-161073. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2944894.
23. Song H., Yue M., Qi G., Cai L., Zhao X. Longitudinal and Yaw Stability Control of Distributed Drive Vehicles Under Low Adhesion Conditions Based on MPC and Trigger Mechanism, *Journal of Vibration and Control*, 2025, Vol. 0, No. 0, pp. 1-17. DOI: 10.1177/10775463251332835.
24. Wang Y., Sun K., Zhang W., Jin X. A Velocity-Adaptive MPC-Based Path Tracking Method for Heavy-Duty Forklift AGVs, *Machines*, 2024, Vol. 12, pp. 558. DOI: 10.3390/machines12080558.
25. Benotsmane R., Kovács G. Optimization of Energy Consumption of Industrial Robots Using Classical PID and MPC Controllers, *Energies*, 2023, Vol. 16, pp. 3499. DOI: 10.3390/en16083499.

**Комаров Борис Александрович** – Национальный исследовательский Томский политехнический университет; e-mail: bak7@tpu.ru; г. Томск, Россия; инженер; аспирант отделения интеллектуальных систем ИШИНЭС.

**Леонов Сергей Владимирович** – Национальный исследовательский Томский политехнический университет; e-mail: leonov@tpu.ru; г. Томск, Россия; к.т.н.; доцент отделения интеллектуальных систем ИШИНЭС.

**Мамонова Татьяна Егоровна** – Национальный исследовательский Томский политехнический университет; e-mail: stepte@tpu.ru; г. Томск, Россия; к.т.н.; доцент отделения интеллектуальных систем ИШИНЭС.

**Komarov Boris Aleksandrovich** – National Research Tomsk Polytechnic University; e-mail: bak7@tpu.ru; Tomsk, Russia; engineer, graduate student.

**Leonov Sergey Vladimirovich** – National Research Tomsk Polytechnic University; e-mail: leonov@tpu.ru; Tomsk, Russian; cand. of eng. sc.; associate professor.

**Mamonova Tatyana Egorovna** – National Research Tomsk Polytechnic University; e-mail: stepte@tpu.ru; Tomsk, Russia; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 681.5

DOI 10.18522/2311-3103-2025-6-287-298

**А.И. Татауров, В.Е. Вавилов**

### **АНАЛИЗ ТРАДИЦИОННЫХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОПРИВОДАМИ В РОБОТОТЕХНИКЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ ГИБРИДНЫХ ПОДХОДОВ**

Целью настоящего исследования является сравнительный анализ традиционных и нейросетевых методов управления электроприводами в робототехнике, с акцентом на выявление их сильных и слабых сторон, определение областей применения и оценку перспектив развития гибридных подходов. Эффективное управление электроприводами является критически важным для современных робототехнических систем, которые должны демонстрировать высокую производительность, надежность и универсальность в различных областях применения. В частности, актуальными задачами являются обеспечение высокоточного отслеживания траектории, энергоэффек-

тивного управления, робастного управления в условиях неопределенностей и возмущений, управление с учетом ограничений, а также синхронизированное и координированное управление несколькими электроприводами. В связи с этим, вопросы оптимизации управления электроприводами, обеспечивающих точность движения, энергоэффективность и адаптацию к изменяющимся условиям, приобретают первостепенное значение. Для достижения этой цели были поставлены следующие взаимосвязанные задачи: систематизация, анализ особенностей и применения традиционных методов управления электроприводами, таких как PID-регуляторы, фильтры Калмана, управление скользящим режимом, модельное прогнозирующее управление; рассмотрение основных подходов к управлению электроприводами на основе нейронных сетей, включая сети прямого пространства, рекуррентные нейронные сети, радиально-базисные функции, нейро-нечеткие системы и обучение с подкреплением; анализ рассмотренных методов с целью выявления их преимуществ и ограничений с точки зрения таких ключевых параметров, как точность отслеживания траектории, робастность к возмущениям и неопределенностям, адаптивность к изменяющимся условиям эксплуатации и вычислительная сложность реализации; исследование и анализ перспектив использования гибридных методов управления электроприводами, сочетающих в себе надежность и качество управления в линейных и структурированных средах традиционных методов и гибкость и адаптируемость методов на основе нейронных сетей в сложных и динамичных робототехнических системах. Краткие выводы исследования указывают на то, что традиционные методы управления электроприводами, такие как PID-регуляторы и управление скользящим режимом, остаются эффективными и предпочтительными в линейных и хорошо определенных системах, характеризующихся простотой и надежностью. В то же время, нейросетевые подходы демонстрируют существенные преимущества при управлении сложными нелинейными системами, а также в условиях неопределенности, требующих адаптации к изменяющимся условиям. Особое внимание уделяется гибридным методам управления, сочетающим сильные стороны традиционных и нейросетевых подходов, которые рассматриваются как наиболее перспективное и многообещающее направление развития, позволяющее создавать интеллектуальные и робастные системы управления электроприводами, способные эффективно функционировать в сложных и динамичных средах.

*Методы управления электрическим приводом; традиционные методы; нейросетевые методы; гибридные методы; модельное прогнозирующее управление.*

**A.I. Tataurov, V.E. Vavilov**

### **ANALYSIS OF TRADITIONAL AND NEURAL NETWORK-BASED CONTROL METHODS FOR ELECTRIC DRIVES IN ROBOTICS AND PERSPECTIVES OF HYBRID APPROACHES**

*The objective of this study is to conduct a comparative analysis of traditional and neural network-based control methods for electric drives in robotics, with an emphasis on identifying their strengths and weaknesses, determining their areas of application, and assessing the prospects for the development of hybrid approaches. Effective control of electric drives is critically important for modern robotic systems, which must demonstrate high performance, reliability, and versatility in various application domains. Specifically, key challenges include high-precision trajectory tracking, energy-efficient control, robust control under uncertainties and disturbances, constraint-aware control, as well as synchronized and coordinated control of multiple electric drives. In this regard, optimizing the control of electric drives to ensure motion accuracy, energy efficiency, and adaptation to changing conditions becomes a top priority. To achieve this goal, the study systematizes and analyzes the characteristics and applications of traditional electric drive control methods, such as PID controllers, Kalman filters, sliding mode control, and model predictive control. It also examines key neural network-based approaches to electric drive control, including feedforward neural networks, recurrent neural networks, radial basis functions, neuro-fuzzy systems, and reinforcement learning. A comparative analysis of these methods is conducted to identify their advantages and limitations based on key parameters such as trajectory tracking accuracy, robustness to disturbances and uncertainties, adaptability to changing operating conditions, and computational complexity. Additionally, the study investigates and assesses the prospects for hybrid electric drive control methods that combine the reliability and control quality of traditional methods in linear and structured environments with the flexibility and adaptability of neural network-based methods in complex and dynamic robotic systems. The study's key findings indicate that traditional electric drive control methods, such as PID controllers and sliding mode control, remain effective and preferable in linear and well-defined systems due to their simplicity and reliability. At the same time, neural network-based approaches demonstrate significant advantages in controlling complex nonlinear systems, as*

*well as in uncertain conditions requiring adaptation to changing environments. Special attention is given to hybrid control methods, which integrate the strengths of both traditional and neural network-based approaches. These methods are regarded as the most promising and advanced direction, enabling the development of intelligent and robust electric drive control systems capable of operating efficiently in complex and dynamic environments.*

*Electric drive control methods; traditional methods; neural network methods; hybrid methods; model predictive control.*

**Введение.** Способность роботов точно и быстро выполнять задачи, адаптироваться к новым условиям и эффективно использовать энергию напрямую связана с качеством управления их электроприводами. В связи с этим, эффективное управление электроприводами является критически важным для современных робототехнических систем, которые должны демонстрировать высокую производительность, надежность и универсальность в различных областях применения [1, 2]. Традиционные методы, такие как PID-регуляторы, обеспечивают надежное управление в простых условиях, в то время как нейронные сети открывают новые возможности для управления сложными системами. Все более популярными становятся гибридные подходы, объединяющие преимущества обоих типов методов. В данной статье будет проведен сравнительный анализ традиционных и нейросетевых методов, а также рассмотрены перспективы гибридных подходов [2–4].

Традиционные методы управления электроприводами, такие как PID-регуляторы и управление скользящим режимом [5, 6] обеспечивают надежное и предсказуемое управление в широком диапазоне задач. Их преимуществами являются относительная простота реализации, хорошо изученная теоретическая база и возможность аналитического расчета параметров. Однако, они могут быть неэффективны в сложных условиях, характеризующихся нелинейностями, неопределенностями и возмущениями. В следующих разделах мы подробно рассмотрим как преимущества, так и ограничения традиционных методов управления, чтобы лучше понять их место в современной робототехнике.

В противоположность традиционным подходам, нейросетевые методы управления электроприводами предлагают принципиально иной подход к решению задач управления. Вместо использования строгих математических моделей, нейронные сети обучаются на данных, аппроксимируя сложные нелинейные зависимости между входными и выходными сигналами системы. К основным преимуществам нейросетевых методов относятся способность к адаптации к изменяющимся условиям, возможность управления сложными нелинейными системами и эффективная работа в зашумленных средах [3, 7]. Однако, нейросетевые методы имеют и ряд существенных недостатков, включая необходимость в больших объемах данных для обучения, высокую вычислительную сложность и трудности с обеспечением устойчивости системы управления [8]. Кроме того, “черный ящик” нейронной сети затрудняет интерпретацию результатов и проверку правильности работы системы управления. Несмотря на эти недостатки, нейросетевые методы находят все большее применение в робототехнике, особенно в задачах, где традиционные методы оказываются неэффективными.

Возникает вопрос, насколько целесообразно постоянное использование нейросетевых методов управления электроприводами. Возможно, более эффективным решением будет разработка гибридных систем, в которых нейросети используются только при необходимости, а в стационарных режимах управление осуществляется с помощью традиционных регуляторов. Подобный подход, сочетающий в себе лучшее из обоих типов методов, мог бы быть особенно перспективным для мобильных роботов и других приложений с ограниченными ресурсами [2]. Например, в исследовании [7], основанном на моделировании в MATLAB, было показано, что в условиях отсутствия шума в обратной связи традиционный PID-регулятор обеспечивает более высокую точность управления роботизированной рукой (четыре однозвенных манипулятора с различными значениями трения), чем нейросетевой контроллер. Однако, при увеличении уровня шума и трения нейросетевой контроллер демонстрирует лучшую устойчивость. Это позволяет предположить, что использование нейросетей целесообразно в тех случаях, когда задачи робота выходят за рамки стационарного режима и требуется адаптация к изменяющимся условиям и возмущениям.

Рассмотрим более подробно каждый из упомянутых методов, начиная с традиционных подходов к управлению электроприводами, в контексте решения основных проблем управления, таких как высокоточное отслеживание траектории, энергоэффективность, робастность, управление с учетом ограничений и синхронизированное управление.

**Традиционные методы управления.** Традиционные методы управления электроприводами представляют собой хорошо изученные и проверенные временем подходы, основанные на классической теории управления. Они широко применяются в робототехнике благодаря своей относительной простоте реализации, надежности и предсказуемости. Рассмотрим некоторые из них.

#### 1. PID-регуляторы.

PID-регуляторы, благодаря своей простоте и эффективности, широко применяются в управлении электроприводами. Их принцип работы основан на пропорциональной, интегральной и дифференциальной составляющих. Для улучшения характеристик, особенно при задачах высокоточного отслеживания траектории, применяют компонент прямой связи [2].

В робототехнике PID-регуляторы используются для управления скоростью, током, положением и усилием. В частности, PID-регуляторы решают задачи высокоточного отслеживания траектории [9], синхронизированного и координированного управления несколькими электроприводами (в простых случаях) [4, 6], применяются в системах векторного управления [4], а также для управления звеньями роботов-манипуляторов.

В источнике [9] предложено использование PID-регулятора во внутреннем контуре управления для задания скорости колес мобильного робота, тогда как во внешнем контуре применяется PD-регулятор для управления его положением. Такой подход позволяет эффективно разделить задачи стабилизации скорости и управления траекторией.

Однако, PID-регуляторы имеют ряд ограничений: они требуют точной настройки параметров, могут быть чувствительны к шумам, нелинейностям [7] и сложным динамическим характеристикам. Это ограничивает их применение в задачах робастного управления в условиях неопределенностей и возмущений, энергоэффективного управления и управления с учетом ограничений.

Когда PID-регуляторы не обеспечивают требуемую производительность, могут быть применены другие методы управления, такие как управление скользящим режимом, фильтры Калмана и модельное прогнозирующее управление или же комбинации вышеперечисленных методов с PID-контроллерами. Например, в работе [10] рассматривается применение адаптивного PID-контроллера для управления двухзвенным плоским манипулятором, показывая возможность компенсации неопределенностей. В исследовании [5] применяется PD-регулятор, дополненный нелинейной составляющей обратной связи для компенсации ограничений работы регулятора в условиях нелинейности.

#### 2. Управление скользящим режимом (Sliding Mode Control – SMC).

Управление скользящим режимом – это робастный метод, применяемый в управлении электроприводами. Его принцип основан на принудительном «скольжении» траектории системы по заданной поверхности в пространстве состояний. Для этого управление резко корректируется в зависимости от положения системы, быстро возвращая её к заданному состоянию и удерживая на нём [11].

В робототехнике SMC используется для задач, требующих устойчивого управления в условиях неопределенностей, возмущений и высокоточного отслеживания траектории [11]. Он обеспечивает надёжность работы даже при изменении параметров, внешних помехах и неточных моделях. Метод широко применяется для управления приводами манипуляторов, мобильных роботов и других автоматизированных систем, а также для координированного управления несколькими электроприводами [4]. Кроме высокой робастности, метод характеризуется быстрой реакцией, что делает его эффективным для задач, требующих оперативного управления. В статье [12] SMC используется для управления мобильным роботом с дифференциальными колесами, работающим в условиях неисправностей исполнительных механизмов. Метод позволяет компенсировать неисправности, стабилизировать движение и снижать эффект чаттеринга (chattering).

В источнике [13] SMC применяется для управления мобильным роботом с дифференциальным приводом. В сравнении с PID-регулятором, метод демонстрирует высшую точность, быстродействие, устойчивость к возмущениям и энергоэффективность, что подтверждает его преимущества в управлении динамическими системами.

Несмотря на преимущества, SMC имеет и недостатки. Из-за резких корректировок управления могут возникать высокочастотные колебания (*chattering*), вызывающие износ компонентов и нежелательные вибрации [11]. Для их снижения применяют методы сглаживания управляющего сигнала.

Реализация SMC сложнее, чем у PID-регулятора, и требует тщательного подбора параметров. Кроме того, резкие изменения управления могут снижать энергоэффективность, увеличивая потери энергии.

Для улучшения характеристик SMC его часто комбинируют с адаптивными методами. Например, в [11] предложен адаптивный SMC для управления траекториями манипуляторов, обеспечивающий устойчивость при изменениях параметров. В задачах, требующих снижения колебаний, повышения энергоэффективности или учёта ограничений, могут применяться альтернативные подходы, такие как адаптивное управление и MPC [4].

### 3. Модельное прогнозирующее управление (Model Predictive Control – MPC).

Модельное прогнозирующее управление – это метод, использующий математическую модель системы для прогнозирования её будущего поведения и выбора оптимальных управляющих воздействий с учётом целевой функции и ограничений. В робототехнике MPC применяется для задач высокоточного отслеживания траектории [14], управления с учётом ограничений и энергоэффективного управления [1]. Метод учитывает динамические характеристики системы, ограничения на положение, скорость, ускорение и усилие приводов, а также внешние факторы, такие как препятствия и условия окружающей среды. Он используется в управлении мобильными роботами, манипуляторами, человекоподобными роботами и многодвигательными системами [4].

В [14] рассмотрено применение MPC для управления траекторией мобильного робота с учётом ограничений на скорость и положение. В [1] MPC выделяется как перспективный метод для энергоэффективного управления моментом и током в электроприводах постоянного тока. В [4] он применяется в динамических режимах синхронного управления многодвигательными системами. В источнике [15] рассмотрено совместное применение MPC и байесовской оптимизации в задачах управления роботом, что позволяет не только оптимизировать параметры управления, но и адаптивно корректировать траекторию движения и энергопотребление на основе накопленных данных. А в [6] MPC используется для управления положением в синхронных многодвигательных системах, обеспечивая высокую точность при динамических изменениях режима работы.

Несмотря на преимущества, MPC требует точной модели системы, что может усложнять его применение, особенно если параметры изменяются со временем. Высокая вычислительная сложность [4] ограничивает использование метода в задачах, требующих быстрого реагирования, а недостаточная робастность к неопределённостям и возмущениям делает необходимым комбинирование MPC с адаптивными схемами для повышения устойчивости и более эффективного взаимодействия робота с окружающей средой.

Для снижения вычислительной сложности используются упрощённые модели и оптимизационные алгоритмы, что позволяет применять MPC даже в системах с ограниченными вычислительными ресурсами. Однако при необходимости повышения робастности к неопределённостям или быстрого реагирования на внешние возмущения MPC комбинируют со скользящим режимом или адаптивными методами управления [4].

### 4. Фильтр Калмана.

Фильтр Калмана широко применяется в управлении электроприводами, обеспечивая подавление шумов, прогнозирование состояний и компенсацию потерь данных сенсоров. В традиционных методах управления востребованы его расширенная (EKF) и адаптивная (UKF) версии, учитывающие нелинейности системы [3, 16].

В [16] представлен неоднородный двухчастотный EKF (NUDREKF), повысивший точность следования траектории мобильного робота с колёсами Меканума. В [3] EKF использовался для стабилизации движения конечного звена трёхзвенного манипулятора. В [17] UKF применялся для оценки состояния электрического робота в реальном времени, повышая точность планирования траектории.

Фильтр Калмана демонстрирует эффективность в задачах точного следования траектории, компенсации шумов и повышения устойчивости системы к внешним возмущениям. Его применение позволяет учитывать ограничения на измерения и динамику объекта, что особенно важно для управления многозвенными манипуляторами и мобильными

ми роботами. В отличие от PID-регуляторов, он не предназначен для непосредственного регулирования усилия и скорости, но обеспечивает высокую точность оценки состояния системы. В отличие от скользящего режима (SMC) и предиктивного управления (MPC), он не гарантирует устойчивость в условиях жёстких ограничений, но эффективно дополняет эти методы, повышая надёжность управления.

Таким образом, фильтр Калмана остаётся ключевым инструментом в системах управления, требующих высокой точности и устойчивости. Его сочетание с другими методами регулирования позволяет компенсировать неопределённости, минимизировать влияние шумов и повышать качество управления, что подтверждается примерами его применения в [3, 16, 17].

Для полноты картины, отметим, что существуют и другие нерассмотренные выше подходы. Например, для решения задач адаптивного управления, в частности, с целью улучшения управления роботизированными системами, предлагаются стратегии на основе эталонной модели (MRAC), позволяющие улучшить характеристики управления. В условиях неопределённостей и возмущений для роботов-манипуляторов также разработан робастный  $H_\infty$  контроллер, зачастую превосходящий другие подходы, такие как управление с компенсацией задержки и управление скользящим режимом.

Рассмотренные выше методы представляют собой фундамент эффективного управления электроприводами и робототехникой, особенно в задачах с известной динамикой и предсказуемыми условиями. Однако, для работы в более сложных и изменчивых условиях, таких как системы с высокой степенью нелинейности, неполной информацией о среде и сложными алгоритмами взаимодействия, становятся все более востребованы методы, основанные на искусственном интеллекте. Одним из наиболее перспективных направлений в этой области являются нейросетевые методы управления.

**Нейросетевые методы управления.** Нейросетевые методы управления представляют собой современный подход, основанный на принципах искусственного интеллекта и машинном обучении. Они открывают новые возможности в управлении электроприводами и робототехникой, позволяя решать сложные задачи, которые трудно решить традиционными методами.

1. Нейросети прямого распространения (Feedforward Neural Networks - FNN) и многослойные перцептроны (Multilayer Perceptrons - MLPs).

Нейронные сети прямого распространения и многослойные перцептроны – это класс нейронных сетей, в которых информация движется только в одном направлении – от входа к выходу, без обратных связей. В робототехнике и управлении электроприводами FNN/MLP используются для аппроксимации нелинейных функций, решения обратной кинематики и управления движением [3]. Благодаря способности к нелинейной аппроксимации они эффективно используются в управлении электроприводами, поскольку позволяют учитывать сложные зависимости между входными и выходными параметрами системы. FNN могут применяться для целевой обратной кинематики (task-specific IK), моделирования характеристик электроприводов и построения нелинейных регуляторов.

В [3] FFNN используется для аппроксимации обратной кинематики робота, обеспечивая грубую оценку углов сочленений. Дополнительно применяется фильтр Калмана, который уточняет полученные оценки. В [8] рассматривается использование FNN для целевой обратной кинематики робота ABB IRB 6700, демонстрируя сокращение времени обучения и высокую точность предсказаний. FNN также применяются для решения задачи обратной статикой для мягких манипуляторов, позволяя эффективно захватывать объекты [18]. Основным ограничением FNN/MLP является необходимость большого количества данных для обучения [8]. Кроме того, для достижения высокой точности требуется тщательная настройка архитектуры сети и параметров обучения.

Для повышения эффективности FNN/MLP используются различные методы обучения, такие как обратное распространение ошибки Левенберга-Марквардта. Однако, при необходимости работы в условиях неопределённости или сложной динамики, FNN часто комбинируют с другими методами управления, такими как фильтр Калмана [3].

2. Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks – RNNs), в частности, сети с долгой краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory – LSTM).

Рекуррентные нейронные сети – это класс нейронных сетей, предназначенных для обработки последовательных данных и учитывающих временные зависимости. Ключевой особенностью RNN является наличие рекуррентных связей, позволяющих информации циркулировать внутри сети и сохранять контекст прошлых состояний. LSTM, как продвинутый тип RNN, эффективно преодолевают проблему затухания градиента, что позволяет им устанавливать связи между событиями, разделенными значительными временными интервалами. В робототехнике RNN/LSTM применяются для управления манипуляторами [19], моделирования динамики роботов [18], планирования траекторий [19, 20], а также прогнозирования энергопотребления.

В [19] предложен RNN-подход для решения задачи избыточности в управлении манипулятором с учетом ограничений на дистанционный центр вращения (RCM). В [20] LSTM используется для предсказания и коррекции траектории мобильного робота в динамической среде. Реализация основана на системе ROS и симуляторе Gazebo, что позволяет тестировать алгоритмы в виртуальной среде перед реальной эксплуатацией. В [21] LSTM применяется в комбинации с адаптивным регулятором скользящего режима (ASMC) для робастного управления движением манипулятора.

Несмотря на преимущества, обучение RNN/LSTM может быть сложной задачей [18], требующей значительного объема данных и тщательной настройки параметров. Сложность архитектуры сети и процесса обучения могут ограничивать использование RNN/LSTM в задачах, требующих быстрого реагирования.

Для повышения эффективности RNN/LSTM используются различные методы обучения и архитектуры, такие как оптимизация Adam [20]. Также, для улучшения генерализации и компенсации влияния возмущений, RNN/LSTM комбинируют с адаптивными методами управления [21].

3. Радиально-базисные функции (Radial Basis Function – RBF).

Радиально-базисные функции – это класс нейронных сетей, использующих радиально-симметричные функции для аппроксимации сложных нелинейных зависимостей. RBF-сети применяются для решения задач классификации, идентификации систем, управления роботами и компенсации неопределенностей [22–25]. В робототехнике RBF-сети находят применение в задачах, требующих адаптации к изменяющимся условиям и высокой точности управления. Они используются в управлении многодвигательными системами [25], экзоскелетами [24] и манипуляторами [23]. Метод учитывает нелинейные характеристики системы, позволяет идентифицировать параметры и может быть использован для повышения робастности управления в условиях неопределенности или возмущений.

В [25] RBF используется в кооперативном управлении многодвигательной системой, где автоматически подстраивает параметры PID-регулятора для обеспечения синхронного движения нескольких электроприводов. В [22] RBF сеть применяется для построения адаптивного отказоустойчивого управления для роботов с неизвестным направлением управления. В [23] RBF-сети интегрируются с нелинейным модельным прогнозирующим управлением (NMPC) для обеспечения устойчивого отслеживания траектории манипуляторов. А в [24] RBF-сети используются для разработки контроллера экзоскелета нижней конечности человека.

Несмотря на преимущества, RBF-сети требуют выбора оптимального количества центров и настройки параметров функций активации, что может быть сложной задачей. Высокая чувствительность к параметрам и необходимость в предварительной обработке данных могут ограничивать использование метода в задачах, требующих быстрой адаптации.

Для повышения эффективности RBF-сетей используются различные методы выбора центров базисных функций, такие как кластеризация данных и градиентные методы. Однако, при необходимости повышения робастности или адаптации к сложным динамическим системам, RBF-сети комбинируют с другими методами управления, такими как скользящий режим или модельное прогнозирующее управление [21, 23].

4. Нейро-нечеткие системы (Neuro-Fuzzy Systems).

Нейро-нечеткие системы – это гибридный подход, сочетающий преимущества нейронных сетей и нечеткой логики, позволяющий создавать интеллектуальные системы управления, способные адаптироваться к сложным и неопределенным условиям. Метод

позволяет учитывать экспертные знания и опыт, комбинируя их с возможностями машинного обучения, а также обеспечивает учет нелинейностей и возмущений. В робототехнике нейро-нечеткие системы применяются в задачах управления траекториями, обхода препятствий и синхронизации движений [26, 27].

В [26] предлагается адаптивный самонастраивающийся нечеткий логический контроллер для управления роботами-манипуляторами, обеспечивающий устойчивое отслеживание траектории в условиях динамических неопределенностей. В [27] используется нечеткий логический регулятор второго типа (Type-2 fuzzy logic controller) для обхода препятствий мобильным роботом Robotino.

Несмотря на преимущества, нейро-нечеткие системы требуют тщательной разработки структуры, правил нечеткого вывода и настройки параметров [18], что может быть сложной задачей. Требования к экспертным знаниям и высокая вычислительная сложность обучения могут ограничивать применение метода в задачах, требующих быстрой разработки и высокой скорости реагирования.

Для повышения эффективности нейро-нечеткие системы используют различные методы обучения и адаптивные алгоритмы. При необходимости повышения робастности к неопределенностям нейро-нечеткие системы комбинируют с другими методами управления, такими как адаптивное управление и активное подавление помех [26].

#### 5. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning – RL).

Обучение с подкреплением – это метод машинного обучения, при котором система разрабатывает оптимальную стратегию действий на основе взаимодействия со средой, получая за свои решения вознаграждения или штрафы. В робототехнике RL применяется для решения сложных задач управления, требующих адаптации к изменяющимся условиям. Этот подход позволяет разрабатывать автономные системы управления, способные обучаться самостоятельно и работать в неструктурированной среде [28]. К некоторым задачам, решаемых с помощью RL относят захват и перемещение объектов [29], навигацию и выполнение операций, связанных с физическим взаимодействием робота с окружающей средой [28].

В работе [29] RL комбинируется с моделью Markov Decision Process (MDP) в задаче оптимального захвата и переноса объектов манипулятором, что повышает стабильность управления. В [2] применяется RL-метод Adaptive Dynamic Programming (ADP) для управления роботом SCARA, обучая нейросеть минимизировать ошибки позиционирования. Исследование [28] посвящено применению RL для управления движением робота при взаимодействии с объектами. В [49] представлен обзор методов глубокого обучения с подкреплением для задач управления роботами-манипуляторами, в частности, для повышения эффективности и обобщения навыков при выполнении операций захвата, перемещения и сборки объектов.

Несмотря на свои преимущества, RL требует длительного обучения, чувствителен к настройке параметров и может испытывать трудности при переходе от симуляции к реальной среде [30]. Кроме того, обучение непосредственно на оборудовании может быть затратным и сопряжено с риском его повреждения.

Для повышения эффективности RL используют оптимизацию функции вознаграждения, обучение на примерах и применение глубоких нейросетей [28, 30]. Также для увеличения устойчивости алгоритмов и ускорения обучения RL часто комбинируют с другими методами машинного обучения.

Нейросетевые методы предлагают гибкие и адаптивные подходы к управлению: они способны аппроксимировать сложные нелинейные зависимости, определять параметры системы и эффективно адаптироваться к изменяющимся условиям. В частности, обучение с подкреплением позволяет создавать полностью автономные системы управления, способные к самообучению и оптимизации собственного поведения. Однако стоит заметить, что кроме локальных проблем каждого отдельно взятого метода, все нейросетевые методы страдают все еще недостаточной изученностью, имеют высокие требования к вычислительным ресурсам, количеству и качеству данных для обучения.

**Заключение.** Анализ традиционных и нейросетевых методов управления электроприводами в робототехнике показывает, что оба подхода имеют свои преимущества и ограничения. Традиционные методы, обладая высокой предсказуемостью и надежностью, остаются наиболее эффективными для линейных систем, особенно с учетом затрат на разработку, настройку и отладку. Их использование, как правило, оправдано в тех случаях, когда динамика системы хорошо изучена, а внешние условия остаются относительно стабильными.

Нейросетевые методы, в свою очередь, предлагают гибкость и возможность адаптации к сложным, нелинейным и зашумленным средам. Однако их применение требует значительных вычислительных ресурсов, больших объемов данных для обучения и тщательной предварительной обработки. Кроме того, длительный процесс обучения и сложности в интерпретации работы таких систем ограничивают их широкое использование в реальных приложениях.

Таким образом, одной из перспективных стратегий является создание гибридных систем, в которых нейросетевые методы интегрируются в традиционные системы управления, но активируются только при необходимости. Такой подход позволяет минимизировать вычислительные затраты и сохранять устойчивость управления в стандартных режимах, включая нейросетевые компоненты лишь в условиях значительных нелинейностей, неопределенностей или помех.

Кроме того, хочется отметить, что даже в рамках рассмотренных мною традиционных и нейросетевых методов можно наблюдать элементы, заимствованные из других подходов, например, адаптивные алгоритмы, используемые для улучшения характеристик PID-регуляторов или же часто встречается использование фильтра Калмана для повышения точности работы и надежности нейросетевых контроллеров.

Этот принцип адаптивного использования нейросетевых методов может стать важным направлением дальнейших исследований, обеспечивая баланс между эффективностью, надежностью и вычислительными затратами.

*Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда в рамках научного проекта № 24-29-00675 «Разработка фундаментальных научных основ высокоэффективного электромеханического преобразователя энергии с повышенными удельными характеристиками и элементов гибридной силовой установки».*

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Shahid M., Jin W., Abbasi M., Husain A., Munir H., Hassan M., Flah A., Souissi A.S.E., and Alghamdi T.A.H.* Model predictive control for energy efficient AC motor drives: An overview // IET Electric Power Applications. – 2024. – No. 18. – P. 1894-1920.
2. *Tinoco V., Silva M., Neves Dos Santos F., Morais R., and Moura Oliveira P.* A review of advanced controller methodologies for robotic manipulators // International Journal of Dynamics and Control. – 2025. – No. 13.
3. *Joo D., and Yeom K.* Improved Hybrid Trajectory Tracking Algorithm for a 3-link Manipulator Using Artificial Neural Network and Kalman Filter // International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research. – 2021. – P. 60-66.
4. *Niu F., Sun K., Huang S., Hu Y., Dong L., and Fang Y.* A Review on Multi-motor Synchronous Control Methods // IEEE Transactions on Transportation Electrification. – 2022. – No. PP. – P. 1-1.
5. *Gul S., Zergeroglu E., Tatlicioglu E., and Kilinc M.V.* Desired model compensation-based position constrained control of robotic manipulators // Robotica. – 2021. – No. 40. – P. 1-15.
6. *Zhang X., Hu H., Wang H., and Wang Z.* Overview of position synchronous control technology for multi-motor system // Systems Science & Control Engineering. – 2024. – No. 12.
7. *Ariss J., Rabat S.* A comparison between a traditional PID controller and an Artificial Neural Network controller in manipulating a robotic arm (En jämförelse mellan en traditionell PIDstyrenhet och en Artificiell Neural Nätverksstyrenhet för att styra en robotarm) // TRITA-EECS-EX. – 2019. Studentuppsats (Examensarbete). – 29 p.
8. *Wu Y., Huang R., Li X., and Liu S.* Adaptive neural network control of uncertain robotic manipulators with external disturbance and time-varying output constraints // Neurocomputing. – 2018. – No. 323.
9. *Фролов В.Я., Юсеф Б.* Моделирование и нелинейное управление неголономным автомобилеподобным мобильным роботом, отслеживающим траекторию // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2024. – № 2. – С. 381-388. – doi: 10.24412/2071-6168-2024-2-381-382.

10. Qiao L., Zhao M., Wu C., Ge T., Fan R., and Zhang W. Adaptive PID control of robotic manipulators without equality/inequality constraints on control gains // *International Journal of Robust and Nonlinear Control*. – 2021. – No. 32.
11. Mustafa M.M., Hamarash I., Crane C.D. Adaptive-Sliding Mode Trajectory Control of Robot Manipulators with Uncertainties // *Zanco Journal of Pure and Applied Sciences*. – 2020. – No. 32 (4). – P. 22-29.
12. Qin M., Dian S., Guo B., Tao X., & Zhao T. Fractional-order SMC controller for mobile robot trajectory tracking under actuator fault // *Systems Science & Control Engineering*. – 2022. – 10. – P. 312-324.
13. Yigit S., & Sezgin A. Trajectory Tracking via Backstepping Controller with PID or SMC for Mobile Robots // *Sakarya University Journal of Science*. – 2023. – 27 (1). – P. 120-134.
14. Limon D., and Alamo T. Tracking Model Predictive Control // *Encyclopedia of Systems and Control* / ed. Baillieul, John and Samad, Tariq. – London: Springer London, 2013. – P. 1-12.
15. Holzmann P., Pfefferkorn M., Peters J., Findeisen R. Learning Energy-Efficient Trajectory Planning for Robotic Manipulators Using Bayesian Optimization // *Матер. Европейской конференции по управлению (European Control Conference (ECC)), Стокгольм, Швеция. 2024.* – С. 1374-1379.
16. Pizá R., Carbonell R., Casanova V., Cuenca Á., and Salt Llobregat J.J. Nonuniform Dual-Rate Extended Kalman-Filter-Based Sensor Fusion for Path-Following Control of a Holonomic Mobile Robot with Four Mecanum Wheels // *Appl. Sci.* – 2022. – No. 12. – 3560.
17. Kuang C., and Zheng X. Space Trajectory Planning of Electric Robot Based on Unscented Kalman Filter // *Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering*. – 2021. – No. 15 (1). – P. 29-38.
18. Kim D., Kim S-H., Kim T., Kang B., Lee M., Park W., Ku S., Kim D., Kwon J., Lee H., Bae J., Park Y-L., Cho K-J., and Jo S. Review of machine learning methods in soft robotics // *PLOS ONE*. – 2021. – No. 16. – P. e0246102.
19. Li Z., and Li S. Model-based recurrent neural network for redundancy resolution of manipulator with remote centre of motion constraints // *International Journal of Systems Science*. – 2022. – No. 53. – P. 1-14.
20. Molina-Leal A., Gómez-Espinosa A., Escobedo Cabello J., Cuan-Urquizo E., and Cruz-Ramirez S.R. Trajectory Planning for a Mobile Robot in a Dynamic Environment Using an LSTM Neural Network // *Applied Sciences*. – 2021. – No. 11. – P. 10689.
21. Patel R., Zeinali M., and Passi K. Deep Learning-based Robot Control using Recurrent Neural Networks (LSTM; GRU) and Adaptive Sliding Mode Control.
22. Wang H., Zhou X., and Tian Y. Robust adaptive fault-tolerant control using RBF-based neural network for a rigid-flexible robotic system with unknown control direction // *International Journal of Robust and Nonlinear Control*. – 2021. – No. 32.
23. Recalde L.F., Varela J., Guevara B.S., Andaluz V., and Gandolfo D. Adaptive NMPC-RBF with Application to Manipulator Robots // *2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. – 2023. – P. 2475-2482.
24. Hasan S.K. Radial basis function-based exoskeleton robot controller development // *IET Cyber-Systems and Robotics*. – 2022. – No. 4. – P. 228-250.
25. Zhao M., Wang Q., Wang Y., and Dong Q. Multi-Motor Cooperative Control Strategy for Speed Synchronous Control of Construction Platform // *Electronics*. – 2022. – No. 11. – P. 4162.
26. Yilmaz B., Tatlicioglu E., Savran A., and Alci M. Self-Adjusting Fuzzy Logic Based Control of Robot Manipulators In Task Space // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2021. – No. PP. – P. 1-1.
27. Al-Mallah M., Ali M., and Al-Khawaldeh M. Obstacles Avoidance for Mobile Robot Using Type-2 Fuzzy Logic Controller // *Robotics*. – 2022. – No. 11. – P. 130.
28. Elguea-Aguinaco Í., Serrano Muñoz A., Chrysostomou D., Inziarte-Hidalgo I., Bøgh S., and Arana-Arexolaleiba N. A review on reinforcement learning for contact-rich robotic manipulation tasks // *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. – 2023. – No. 81. – P. 102517.
29. Lobbezoo A., Qian Y., and Kwon H-J. Reinforcement Learning for Pick and Place Operations in Robotics: A Survey // *Robotics*. – 2021. – No. 10. – P. 105.
30. Liu R., Nageotte F., Zanne P., De Mathelin M., and Dresch B. Deep Reinforcement Learning for the Control of Robotic Manipulation: A Focussed Mini-Review // *Robotics*. – 2021. – No. 10. – P. 22.

## REFERENCES

1. Shahid M., Jin W., Abbasi M., Husain A., Munir H., Hassan M., Flah A., Souissi A.S.E., and Alghamdi T.A.H. Model predictive control for energy efficient AC motor drives: An overview, *IET Electric Power Applications*, 2024, No. 18, pp. 1894-1920.
2. Tinoco V., Silva M., Neves Dos Santos F., Morais R., and Moura Oliveira P. A review of advanced controller methodologies for robotic manipulators, *International Journal of Dynamics and Control*, 2025, No. 13.
3. Joo D., and Yeom K. Improved Hybrid Trajectory Tracking Algorithm for a 3-link Manipulator Using Artificial Neural Network and Kalman Filter, *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2021, pp. 60-66.

4. Niu F., Sun K., Huang S., Hu Y., Dong L., and Fang Y. A Review on Multi-motor Synchronous Control Methods, *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, No. PP, pp. 1-1.
5. Gul S., Zergeroglu E., Tatlicioglu E., and Kilinc M.V. Desired model compensation-based position constrained control of robotic manipulators, *Robotica*, 2021, No. 40, pp. 1-15.
6. Zhang X., Hu H., Wang H., and Wang Z. Overview of position synchronous control technology for multi-motor system, *Systems Science & Control Engineering*, 2024, No. 12.
7. Ariss J., Rabat S. A comparison between a traditional PID controller and an Artificial Neural Network controller in manipulating a robotic arm (En jämförelse mellan en traditionell PIDstyrenhet och en Artificiell Neural Nätverksstyrenhet för att styra en robotarm), *TRITA-EECS-EX*, 2019. Studentuppsats (Examensarbete), 29 p.
8. Wu Y., Huang R., Li X., and Liu S. Adaptive neural network control of uncertain robotic manipulators with external disturbance and time-varying output constraints, *Neurocomputing*, 2018, No. 323.
9. Frolov V.Ya., Yusef B. Modelirovanie i nelineynoe upravlenie negolononnym avtomobilepodobnym mobil'nym robotom, otslezhivayushchim traektoriyu [Modeling and nonlinear control of a nonholonomic car-like mobile robot tracking a trajectory], *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki* [Bulletin of Tula State University. Engineering sciences], 2024, No. 2, pp. 381-388. doi: 10.24412/2071-6168-2024-2-381-382.
10. Qiao L., Zhao M., Wu C., Ge T., Fan R., and Zhang W. Adaptive PID control of robotic manipulators without equality/inequality constraints on control gains, *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2021, No. 32.
11. Mustafa M.M., Hamarash I., Crane C.D. Adaptive-Sliding Mode Trajectory Control of Robot Manipulators with Uncertainties, *Zanco Journal of Pure and Applied Sciences*, 2020, No. 32 (4), pp. 22-29.
12. Qin M., Dian S., Guo B., Tao X., & Zhao T. Fractional-order SMC controller for mobile robot trajectory tracking under actuator fault, *Systems Science & Control Engineering*, 2022, 10, pp. 312-324.
13. Yigit S., & Sezgin A. Trajectory Tracking via Backstepping Controller with PID or SMC for Mobile Robots, *Sakarya University Journal of Science*, 2023, 27 (1), pp. 120-134.
14. Limon D., and Alamo T. Tracking Model Predictive Control, *Encyclopedia of Systems and Control / ed. Baillieul, John and Samad, Tariq*. London: Springer London, 2013, pp. 1-12.
15. Holzmann P., Pfefferkorn M., Peters J., Findeisen R. Learning Energy-Efficient Trajectory Planning for Robotic Manipulators Using Bayesian Optimization, *Mater. Evropeyskoy konferentsii po upravleniyu (European Control Conference (ECC))*, *Stokgol'm, Shvetsiya. 2024* [Proceedings of the European Control Conference (ECC), Stockholm, Sweden. 2024], pp. 1374-1379.
16. Pizá R., Carbonell R., Casanova V., Cuenca Á., and Salt Llobregat J.J. Nonuniform Dual-Rate Extended Kalman-Filter-Based Sensor Fusion for Path-Following Control of a Holonomic Mobile Robot with Four Mecanum Wheels, *Appl. Sci.*, 2022, No. 12, 3560.
17. Kuang C., and Zheng X. Space Trajectory Planning of Electric Robot Based on Unscented Kalman Filter, *Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering*, 2021, No. 15 (1), pp. 29-38.
18. Kim D., Kim S-H., Kim T., Kang B., Lee M., Park W., Ku S., Kim D., Kwon J., Lee H., Bae J., Park Y-L., Cho K-J., and Jo S. Review of machine learning methods in soft robotics, *PLOS ONE*, 2021, No. 16, pp. e0246102.
19. Li Z., and Li S. Model-based recurrent neural network for redundancy resolution of manipulator with remote centre of motion constraints, *International Journal of Systems Science*, 2022, No. 53, pp. 1-14.
20. Molina-Leal A., Gómez-Espinosa A., Escobedo Cabello J., Cuan-Urquizo E., and Cruz-Ramirez S.R. Trajectory Planning for a Mobile Robot in a Dynamic Environment Using an LSTM Neural Network, *Applied Sciences*, 2021, No. 11, pp. 10689.
21. Patel R., Zeinali M., and Passi K. Deep Learning-based Robot Control using Recurrent Neural Networks (LSTM; GRU) and Adaptive Sliding Mode Control.
22. Wang H., Zhou X., and Tian Y. Robust adaptive fault-tolerant control using RBF-based neural network for a rigid-flexible robotic system with unknown control direction, *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2021, No. 32.
23. Recalde L.F., Varela J., Guevara B.S., Andaluz V., and Gandolfo D. Adaptive NMPC-RBF with Application to Manipulator Robots, *2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, 2023, pp. 2475-2482.
24. Hasan S.K. Radial basis function-based exoskeleton robot controller development, *IET Cyber-Systems and Robotics*, 2022, No. 4, pp. 228-250.
25. Zhao M., Wang Q., Wang Y., and Dong Q. Multi-Motor Cooperative Control Strategy for Speed Synchronous Control of Construction Platform, *Electronics*, 2022, No. 11, pp. 4162.
26. Yilmaz B., Tatlicioglu E., Savran A., and Alci M. Self-Adjusting Fuzzy Logic Based Control of Robot Manipulators In Task Space, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, No. PP, pp. 1-1.

27. Al-Mallah M., Ali M., and Al-Khawaldeh M. Obstacles Avoidance for Mobile Robot Using Type-2 Fuzzy Logic Controller, *Robotics*, 2022, No. 11, pp. 130.
28. Elguea-Aguinaco Í., Serrano Muñoz A., Chrysostomou D., Inziarte-Hidalgo I., Bøgh S., and Arana-Arexolaleiba N. A review on reinforcement learning for contact-rich robotic manipulation tasks, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, No. 81, pp. 102517.
29. Lobbezoo A., Qian Y., and Kwon H-J. Reinforcement Learning for Pick and Place Operations in Robotics: A Survey, *Robotics*, 2021, No. 10, pp. 105.
30. Liu R., Nageotte F., Zanne P., De Mathelin M., and Dresp B. Deep Reinforcement Learning for the Control of Robotic Manipulation: A Focussed Mini-Review, *Robotics*, 2021, No. 10, pp. 22.

**Татауров Александр Игоревич** – Уфимский университет науки и технологий; e-mail: tataurov.ai@ugatu.su; г. Уфа, Россия; тел.: +79196114331; ПИШ «Моторы Будущего»; аспирант; инженер.

**Вавилов Вячеслав Евгеньевич** – Уфимский университет науки и технологий; e-mail: vavilov.ve@ugatu.su; г. Уфа, Россия; ПИШ «Моторы Будущего»; д.т.н.; профессор.

**Tataurov Alexander Igorevich** – Ufa University of Science and Technology; e-mail: tataurov.ai@ugatu.su; Ufa, Russia; phone: +79196114331; Advanced Engineering School “Engines of the Future”; postgraduate student; engineer.

**Vavilov Vyacheslav Evgenievich** – Ufa University of Science and Technology; e-mail: vavilov.ve@ugatu.su; Ufa, Russia; Advanced Engineering School “Engines of the Future”; dr. of eng. sc.; professor.