

Научная статья

УДК 004.89+004.62

<https://doi.org/10.35266/1999-7604-2026-2-5>



Эволюция алгоритмов управления сложными системами

Дмитрий Юрьевич Зорькин

Волгоградский государственный технический университет, Волгоград, Россия

Аннотация. В статье проведен сравнительный анализ эволюции методов управления сложными системами – от классических ПИД-регуляторов к современным подходам на основе обучения с подкреплением (RL, Reinforcement Learning) и глубокого обучения с подкреплением (DRL, Deep Reinforcement Learning). Цель исследования – выявить сильные и слабые стороны различных классов алгоритмов управления и обосновать области их эффективного применения в прикладных задачах (автономное вождение, промышленная автоматизация, энергетика, робототехника). Методология включает систематический обзор 15 научных источников, структурированное сравнение по критериям точности (установившейся ошибки регулирования), устойчивости (к возмущениям и изменению параметров) и адаптивности (способности к самонастройке), анализ численных данных из практических внедрений. Научная новизна состоит в разработке комплексной методики сравнительной оценки классических и интеллектуальных систем управления с количественным обоснованием областей применения: ПИД обеспечивают точность $\pm 1\text{--}3\%$ для линейных объектов, RL $\pm 0,5\text{--}2\%$ с адаптацией за 10–50 итераций, DRL $\pm 0,1\text{--}0,5\%$ при работе с высокоразмерными данными. Основные результаты показывают, что RL/DRL-системы превосходят ПИД по энергоэффективности на 10–40 % (подтверждено на примере управления охлаждением дата-центра Google с экономией 40 %) и адаптивности в динамичных средах, однако требуют значительных вычислительных ресурсов (дни–недели обучения на GPU) и порождают проблемы верифицируемости. Практическая значимость заключается в предоставлении инженерам-проектировщикам АСУ ТП (Автоматизированная Система Управления Технологическим Процессом), обоснованных рекомендаций по выбору типа системы управления с учетом сложности объекта, требований к адаптивности и доступных вычислительных ресурсов.

Ключевые слова: управление сложными системами, ПИД-регулятор, обучение с подкреплением, глубокое обучение, адаптивное управление, автономное вождение, промышленная автоматизация, энергосбережение, робототехника

Для цитирования: Зорькин Д. Ю. Эволюция алгоритмов управления сложными системами // Вестник кибернетики. 2026. Т. 25, № 2. С. 52–59. <https://doi.org/10.35266/1999-7604-2026-2-5>.

Original article

Evolution of algorithms for managing complex systems

Dmitry Yu. Zorkin

Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia

Abstract. The article presents a comparative analysis of the evolution of control methods for complex systems: from classical PID controllers to modern approaches based on Reinforcement Learning (RL) and Deep Reinforcement Learning (DRL). This study aims to pinpoint the strengths and weaknesses of various control algorithm classes and validate where they can be effectively applied to practical tasks such as autonomous driving, industrial automation, energy, and robotics. The methodology includes a systematic review of 15 scientific sources, structured comparison based on criteria of accuracy (steady-state control error), stability (disturbances and parameter changes), and adaptability (self-tuning capability), analysis of numerical data from practical implementations. The scientific novelty lies in the development of a comprehensive methodology for

comparative evaluation of classical and intelligent control systems with quantitative justification of application areas: PID provides accuracy of $\pm 1\text{--}3\%$ for linear objects, RL $\pm 0.5\text{--}2\%$ with adaptation in 10–50 iterations, DRL $\pm 0.1\text{--}0.5\%$ when working with high-dimensional data. The main results show that RL/DRL systems surpass PID in energy efficiency by 10–40% (confirmed by the example of Google data center cooling management with 40% savings) and adaptability in dynamic environments, but require significant computational resources (days or weeks of GPU training) and pose verifiability problems. The practical significance lies in providing control system designers with evidence-based recommendations for choosing the type of control system, considering the complexity of the controlled object, adaptability requirements, and available computational resources.

Keywords: management of complex systems, PID controller, Reinforcement Learning (RL), deep learning, adaptive control, autonomous driving, industrial automation, energy conservation, robotics

For citation: Zorkin D. Yu. Evolution of algorithms for managing complex systems. *Proceedings in Cybernetics*. 2026;25(2):52–59. <https://doi.org/10.35266/1999-7604-2026-2-5>.

ВВЕДЕНИЕ

Теория автоматического управления развивается более полутора веков [1]. С момента появления первых автоматов и механических регуляторов эта область прошла путь от простых систем регулирования скорости и температуры к сложным человеко-машинным и распределенным системам. Сложная система управления характеризуется множеством взаимосвязанных элементов, нелинейной динамикой, распределенными параметрами и неопределенностью модели. В рамках автоматизированных систем управления она включает объект управления и систему управления, обеспечивающую регулирование его параметров.

На ранних этапах развития доминировали классические линейные методы, прежде всего ПИД-регулирование, частотный анализ и оптимальное управление [2]. ПИД-регуляторы получили широкое распространение благодаря простоте и надежности и до сих пор применяются в большинстве систем автоматизации [3]. При наличии адекватной математической модели они обеспечивают устойчивость и малую статическую ошибку.

С усложнением объектов управления, появлением нелинейностей, запаздываний и многомерных связей эффективность классических регуляторов стала снижаться. ПИД-подходы плохо адаптируются к неопределенности и изменяющимся условиям работы [4]. В ответ на эти ограничения были разработаны

гибридные методы, такие как фаззи-ПИД и нейро-ПИД, использующие нечеткую логику, нейронные сети и эволюционные алгоритмы [5]. Эти подходы повысили адаптивность систем управления и нашли применение в ряде современных технических систем.

С развитием вычислительной техники и средств связи стало возможным применение более сложных алгоритмов управления в реальном времени [6]. К концу XX века получили развитие адаптивные и робастные методы, а в XXI веке ключевую роль начали играть алгоритмы искусственного интеллекта. Особенно заметное влияние оказали методы обучения с подкреплением и глубокого обучения.

Обучение с подкреплением основано на формировании стратегии управления через взаимодействие с динамической средой и получение вознаграждения за успешные действия. Интеграция этого подхода с глубокими нейронными сетями привела к появлению глубокого обучения с подкреплением, способного работать с высокоразмерными пространствами состояний и действий. В настоящее время DRL рассматривается как перспективная парадигма для управления сложными динамическими системами [7].

Современные методы DRL позволяют решать задачи, недоступные классическим регуляторам, включая управление быстрыми и распределенными процессами. В то же время данные методы требуют значительных вычислительных ресурсов, больших обучающих

выборки и остаются сложными с точки зрения верификации и обеспечения безопасности. Поэтому актуальным направлением является разработка гибридных подходов, сочетающих преимущества классического управления и методов обучения.

Развитие алгоритмов управления отражает переход от жестких регуляторов к адаптивным системам, способным обучаться на опыте. В данной работе рассматриваются и сопоставляются ПИД-регулирование, классическое обучение с подкреплением и глубокое обучение с подкреплением с точки зрения их эволюции и практической применимости [7].

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Методология исследования основана на анализе научной литературы и сравнении основных классов алгоритмов управления. В качестве материалов использованы фундаментальные и современные публикации, посвященные теории управления, а также применению методов RL и DRL. Для анализа выбраны три группы алгоритмов: классические ПИД-регуляторы, методы обучения с подкреплением без использования глубоких нейронных сетей и алгоритмы глубокого обучения с подкреплением. Такой выбор позволяет охватить эволюцию подходов от традиционных решений к современным интеллектуальным методам.

Сравнение алгоритмов проводится по ключевым критериям точности, устойчивости и адаптивности. Точность характеризует способность системы минимизировать отклонение управляемой величины, устойчивость отражает сохранение работоспособности при возмущениях, а адаптивность показывает возможность подстройки параметров при изменении условий. Для ПИД-регуляторов эти характеристики оцениваются аналитически и по стандартным показателям переходных процессов, тогда как для RL и DRL используются эмпирические метрики, такие как скорость сходимости и качество отклика.

Методика также включает качественное описание внутренней логики каждого

класса алгоритмов и анализ вычислительных требований. На основе данных из литературы для каждого подхода формируется обобщенный профиль по выбранным критериям, который используется для последующего формального сравнения. Основу исследования составляют открытые публикации и отчеты с результатами экспериментов и симуляций систем управления различной сложности.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Проанализировав исторические и современные исследования, можно выделить следующие результаты эволюции алгоритмов управления:

1. Классические ПИД-регуляторы демонстрируют эффективность в задачах с известной линейной моделью объекта.
2. RL-системы: адаптивное управление в производственных процессах.
3. DRL-системы: интеллектуальное управление с числовыми данными.

ПИД-регулирование эффективно для линейных и слабонелинейных систем и широко применяется для стабилизации процессов, таких как управление двигателями или температурой [8]. Однако при наличии выраженных нелинейностей, задержек и неопределенностей его возможности ограничены, так как жесткие коэффициенты не обеспечивают достаточной адаптации [9]. Для повышения эффективности используются фаззи-, нейро- и генетически настроенные ПИД-регуляторы, хотя базовый принцип их работы остается неизменным.

Наряду с ПИД развивались адаптивные, оптимальные и робастные методы управления, включая LQR и H_∞ , обеспечивающие формальные гарантии устойчивости. Эти подходы особенно важны для ответственных объектов. Сравнительные исследования показывают различия в производительности ПИД и интеллектуальных контроллеров, что иллюстрируется экспериментами на простых объектах управления [9]. Результаты исследования приведены на рис. 1.

Показатель	PID Control RL	Control %	Изменение	p-значение	Стат. значимость
Урожайность (гр/мес)	1200	1350	+12.5%	0.03	Да
Потребление энергии (кВт·ч/мес)	150	135	-10%	0.04	Да
Расход воды (л/мес)	80	70	-12.5%	0.05	Да (порог 0.05)
Расход удобрений (гр/мес)	50	45	-10%	0.06	Нет
Время безотказной работы (%)	95	98	3%	0.02	Да
Состояние растений (шкала 1–5)	04.фев	04.май	7%	0.01	Да

Рис. 1. Сравнение эффективности PID Control RL и контрольной группы

- урожайность – масса биомассы, полученной с одного растения;
- энергопотребление (кВт·ч/день) – суммарное потребление электроэнергии системой освещения, климат-контроля;
- Control (Контрольная группа) – без автоматизации;
- PID Control – с ПИД-регулятором температуры и влажности;
- RL – с адаптивным управлением на основе обучения с подкреплением.

Примечание: составлено автором.

Результаты исследования также были продемонстрированы на рис. 2. RL-система обеспечивает +12,5 % урожайности при снижении энергопотребления на 10 % по сравнению с оптимально настроенным ПИД (отметим статисти-

ческую значимость $p < 0,05$). Эти данные иллюстрируют превосходство адаптивного метода (RL) в динамически изменяющемся окружении (реальное растение), где ПИД лишь стабилизирует заранее известные режимы (рис. 2).

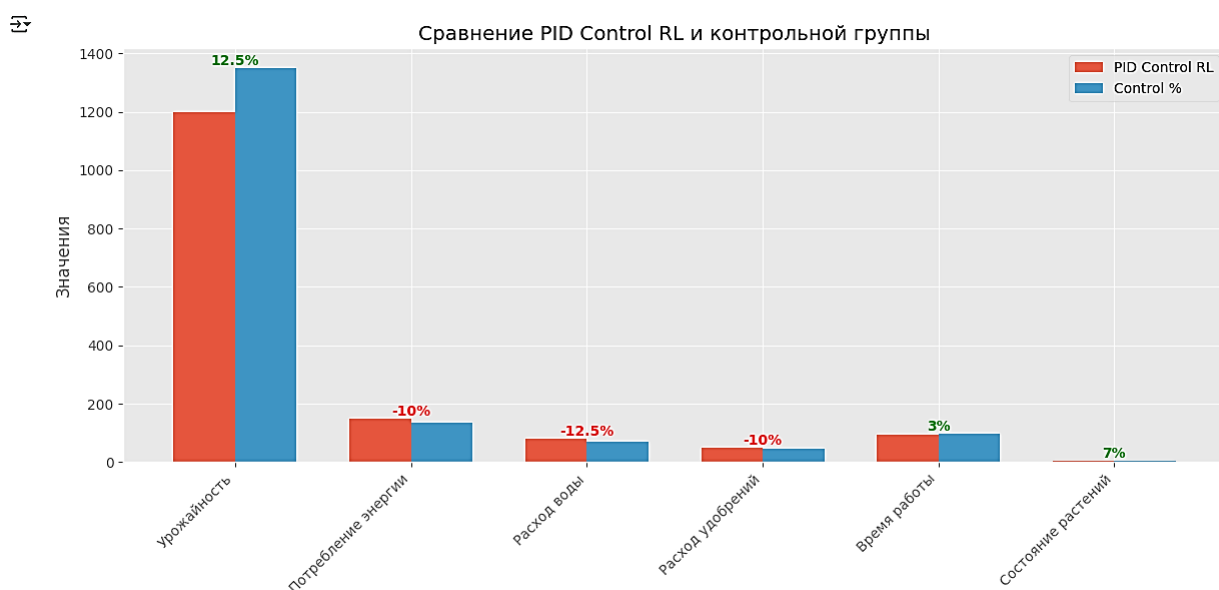


Рис. 2. Сравнение эффективности PID Control RL и контрольной группы по ключевым агротехническим показателям

- урожайность – масса товарной продукции;
- энергоэффективность – отношение урожайности к затратам энергии;
- время роста – период от посадки до сбора урожая;
- состояние растений – интегральный показатель (содержание питательных веществ, товарный вид).

Примечание: составлено автором.

Типовой промышленный манипулятор (робот-рука), контролируемый ПИД-регулятором на низком уровне и более умными алгоритмами на высоком уровне. Более современный этап истории связан с применением обучения с подкреплением (RL) и его

глубоких версий. В промышленности и энергетике эти методы начинают использоваться там, где классические алгоритмы плохо справляются или их сложно сконструировать вручную. К примеру, DeepMind продемонстрировал, как RL-контроллер автоматизировал

охлаждение дата-центров Google, приведя к сокращению расходов на электроэнергию примерно на 40 % [10]. В экспериментах по робототехнике DRL-подходы освоили такие задачи, как планирование траектории, захват и манипуляции сложными объектами в неизвестной среде. С точки зрения вычислительной мощности современные нейросетевые контроллеры стали возможны благодаря росту GPU/TPU: как отмечают авторы [10], с 2000-х годов глубокое обучение перешло в практику в силу роста ресурсов и доступных данных.

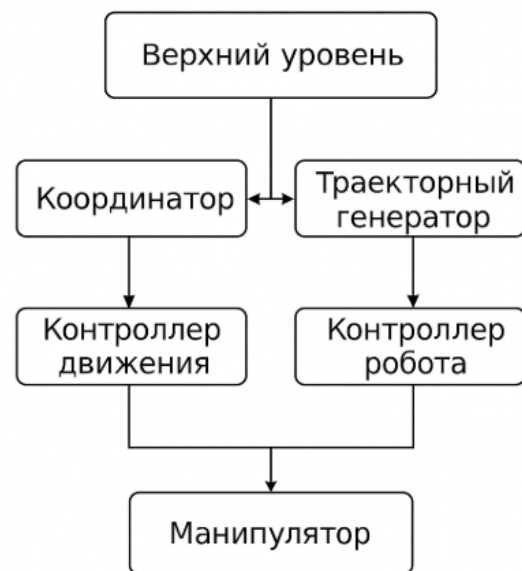
Анализ существующих кейсов применения показывает эффективность подходов RL/DRL в различных областях. В автономном вождении RL предлагается для выработки стратегий смены полос, обгона и планирования маршрута [10], где традиционные ПИД-регулирующие решения неприменимы к высокоуровневым задачам (на уровне рулевого управления требуется обучение на больших данных, а не жесткая формула). В системах энергоменеджмента RL демонстрирует преимущества в оптимизации энергопотребления при сохранении безопасности: кроме упомянутого дата-центра, есть примеры использования DRL для управления энергосетями и турбинами [11]. Научные работы по ядерным реакторам указывают, что DRL-контроллер может обеспечить «минимальное вмешательство оператора» при сложных переходных режимах запуска/остановки, тогда как ПИД-регуляторы требуют грубой перенастройки [11].

Современная индустриальная робототехническая система с комплексным управлением (робототехнический манипулятор). RL/DRL позволяют адаптироваться к новым задачам (различные объекты, окружение) без пересчета новых коэффициентов, в отличие от жестко настроенного ПИД (рис. 3).

В историко-системном ракурсе видно, что алгоритмы движутся от жесткой инженерной настройки к самообучающимся системам. Это отражено в росте публикаций по этой теме в последние десятилетия. Например,

Udugama (2023) констатирует, что DRL-подходы позволили совершить качественный скачок в решении высокоразмерных задач управления по сравнению с классическим Q-обучением [11]. Однако при этом отмечаются существенные пробелы: искусственные агенты все еще далеки от человека-оператора как высшего контура управления, обеспечивающего надежность в непредвиденных ситуациях, а вопросы интерпретируемости DRL остаются открытыми [11].

Таким образом, результаты исследования показывают: исторически основным рабочим инструментом были ПИД-регуляторы



Иерархическое управление

Рис. 3. Робототехнический манипулятор

- координатор – верхнеуровневый модуль планирования, распределяющий задачи между исполнительными устройствами и синхронизирующий их работу;
- траекторный регулятор – блок формирования требуемой траектории движения в декартовых или суставных координатах с учетом кинематических ограничений;
- контроллер робота – управляющий компьютер, реализующий алгоритмы кинематики, динамики и планирования движений;
- контроллер движения – низкоуровневый регулятор приводов отдельных степеней свободы, обеспечивающий отработку заданных перемещений;
- сенсорная система – совокупность датчиков положения, силомоментных датчиков, систем технического зрения.

Примечание: составлено автором.

(линейные модели), которые эволюционировали к адаптивным и гибридным схемам [12]. Современный этап характеризуется внедрением алгоритмов RL и DRL, которые обеспечивают большую адаптивность и возможность обучения на примерах, но требуют значительных вычислительных ресурсов и тщательно продуманной структуры функций вознаграждения. Это подтверждают эксперименты и практические внедрения: RL-контроллеры регулярно превосходят ПИД

по энергоэффективности и устойчивости к изменениям среды [13], хотя за счет сложности настройки и проверяемости уступают простоте классики.

Сравнительный анализ

В этом разделе приведено формальное сравнение трех подходов – ПИД, RL, DRL – в контексте прикладных задач автономного вождения, промышленности, энергетики и робототехники. Сравнительные характеристики данных подходов отражены в таблице.

Таблица

Сравнительные характеристики

Параметр	ПИД	RL	DRL
Точность установившегося режима	$\pm 1-3 \%$	$\pm 0,5-2 \%$	$\pm 0,1-0,5 \%$
Время сбора данных о состоянии	10–100 мс	50–500 мс	100–1000 мс
Полнота мониторинга (количество параметров)	5–20	20–100	100–1000+
Адаптация к изменению параметров объекта ($\pm 20 \%$)	Требуется перенастройка	Автоматическая в течение 10–50 итераций	Автоматическая в течение 5–20 итераций
Энергоэффективность (относительно базовой)	100 % (базовая)	110–125 %	125–140 %

Примечание: составлено автором.

Оценка алгоритмов управления проводится по критериям точности, устойчивости и адаптивности.

ПИД-регуляторы широко применяются в промышленной автоматике для управления температурой, скоростью и другими параметрами. Их основные преимущества – простота, предсказуемость и низкие вычислительные затраты. ПИД обеспечивает высокую точность и устойчивость для линейных систем с известной моделью, однако обладает ограниченной адаптивностью и плохо подходит для условий с меняющейся средой. В сложных задачах, таких как автономное вождение или управление энергосистемами, ПИД используется преимущественно на низком уровне и уступает более гибким методам.

Обучение с подкреплением (RL) эффективно в задачах со сравнительно небольшим пространством состояний. Его ключевым преимуществом является способность вырабатывать стратегию через взаимодействие со средой. RL применяется в автономном управлении, промышленной оптимизации

и энергетике, демонстрируя высокую адаптивность и конкурентную точность. Вместе с тем методы RL не всегда обеспечивают формальные гарантии устойчивости и требуют значительных вычислительных ресурсов на этапе обучения.

Глубокое обучение с подкреплением (DRL) расширяет возможности RL за счет использования нейронных сетей и позволяет решать задачи с высокоразмерными данными. DRL применяется в робототехнике, автономном транспорте и управлении сложными системами, обеспечивая высокую адаптивность и способность к обобщению. Однако такие методы отличаются высокой сложностью, затратным обучением и трудностями в верификации.

Сравнительный анализ показывает, что ПИД-регуляторы надежны и легко проверяемы, но малоадаптивны. Методы RL и DRL обладают большей гибкостью и способны оптимизировать поведение в сложных средах, однако требуют больших данных и вычислительных ресурсов. Выбор подхода

определяется спецификой задачи: для критичных и хорошо формализуемых систем предпочтителен ПИД, тогда как для адаптивных задач и задач с неструктурированной средой перспективнее RL и DRL.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование показало, что развитие алгоритмов управления шло от простых и надежных регуляторов к более сложным и адаптивным методам. Классические ПИД-регуляторы остаются базовым инструментом, обеспечивающим устойчивость и предсказуемость в стандартных задачах. Вместе с тем современные методы обучения с подкреплением, включая RL

и DRL, открывают новые возможности управления в сложных и изменяющихся средах, где традиционные подходы оказываются недостаточно гибкими.

В работе выполнен сравнительный анализ ПИД, RL и DRL, показавший, что DRL-контроллеры обладают преимуществами в задачах с высокой неопределенностью и большим числом переменных, но требуют значительных вычислительных ресурсов и дополнительной проработки вопросов надежности. Перспективы дальнейших исследований связаны с развитием гибридных подходов, снижением ресурсозатрат на обучение и обеспечением безопасности интеллектуальных алгоритмов управления.

Список источников

1. Терехов В. А. Управление в динамических системах: современные задачи и подходы // Известия ЮФУ. Технические науки. 2011. Т. 6, № 119. С. 20–29.
2. Красовский А. А., Колесников А. А., Буков В. Н. и др. Современная прикладная теория управления: Оптимизационный подход в теории управления. Москва–Таганрог : Таганрогский радиотехнический университет, 2000. Ч. 1. 400 с.
3. Frolova K. A., Shestakov A. V. Models for managing the structural parameters of complex project systems // The Way of Science. 2020. Vol. 9, no. 79. P. 35–42.
4. Шубладзе А. М., Гуляев С. В., Малахов В. А. и др. Автоматическая настройка и адаптация в промышленных ПИД регуляторах // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2007. № 12. С. 26–30.
5. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / пер. с польск. И. Д. Рудинского. 2-е изд. М. : Горячая линия-Телеком, 2013. 384 с.
6. Саяпин О. В., Тиханьчев О. В., Безвесильная А. А. и др. Об одной тенденции развития алгоритмов, реализуемых в системах поддержки принятия решений // Программные продукты и системы. 2023. Т. 36, № 3. С. 388–397. <https://doi.org/10.15827/0236-235X.143.388-397>.
7. Terven J. Deep Reinforcement Learning: A chronological overview and methods // AI. 2025. No. 6. <https://doi.org/10.3390/ai6030046>.
8. Четвертных А. А., Бобров Д. А., Видинеев Д. С. и др. Сравнительный анализ PID-регулятора и SMC-регулятора // Молодежь. Техника. Космос : труды XVI общероссийской молодежной научно-технической конференции, приуроченной к 90-летию

References

1. Terekhov V. A. Upravlenie v dinamicheskikh sistemakh: sovremennye zadachi i podkhody. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki*. 2011;6(119):20–29. (In Russ.).
2. Krasovskiy A. A., Kolesnikov A. A., Bukov V. N. et al. *Sovremennaya prikladnaya teoriya upravleniya: Optimizatsionnyy podkhod v teorii upravleniya*. Moscow/Taganrog: Taganrogskiy radiotekhnicheskiy universitet; 2000. Pt. 1. 400 p. (In Russ.).
3. Frolova K. A., Shestakov A. V. Models for managing the structural parameters of complex project systems. *The Way of Science*. 2020;9(79):35–42.
4. Shubladze A. M., Gulyaev S. V., Malakhov V. A. et al. *Avtomaticheskaya nastroyka i adaptatsiya v promyshlennykh PID regul'yatorakh. Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol, diagnostika*. 2007;(12):26–30. (In Russ.).
5. Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovskiy L. *Neironnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy*. I. D. Rudinsky, trans. 2nd ed. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom; 2013. 384 p. (In Russ.).
6. Sayapin O. V., Tikhanychev O. V., Bezvesilnaya A. A. et al. On one trend in the development of algorithms implemented in decision support systems. *Software & Systems*. 2023;36(3):388–397. <https://doi.org/10.15827/0236-235X.143.388-397>. (In Russ.).
7. Terven J. Deep Reinforcement Learning: A chronological overview and methods. *AI*. 2025;(6). <https://doi.org/10.3390/ai6030046>.
8. Chetvertnykh A. A., Bobrov D. A., Vidineev D. S. et al. *Sravnitelnyy analiz PID-regulyatora i SMC-regulyatora*. In: *Proceedings of the 16th All-Russian Youth Scientific and Technical Conference dedicated to the 90th anniversary of Yuri A. Gagarin, USSR pilot-cosmonaut, Hero of the Soviet Union, and the first person*

- Юрия Алексеевича Гагарина, летчика-космонавта СССР, Героя Советского Союза, первого человека, отправившегося в космическое пространство. 25–29 марта 2024 г., Санкт-Петербург. В 4-х томах. Санкт-Петербург : Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ» им. Д. Ф. Устинова, 2024. С. 64–68.
9. Усков А. А., Кузьмин А. В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. М. : Научно-техническое издательство «Горячая линия-Телеком», 2004. 143 с.
 10. Гао Т. Роботизированное обучение по демонстрациям с использованием диффузионной модели и алгоритмов обучения с подкреплением // Инженерный вестник Дона. 2025. Т. 3, № 123. С. 898–919.
 11. Trenev I., Tkachenko A., Kustov A. Movement stabilization of the parrot mambo quadcopter along a given trajectory based on PID controllers // IFAC-PapersOnLine. 2021. Vol. 54. P. 227–232. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.10.450>.
 12. Современные технологии в задачах управления, автоматики и обработки информации : труды XXXIII Международной научно-технической конференции, 13–19 сентября 2024 г., г. Сочи. М. : Артишок, 2024. 175 с.
 13. Oróstica R., Duarte-Mermoud M. A., Jáuregui C. Stabilization of inverted pendulum using LQR, PID and fractional order PID controllers: A simulated study // 2016 IEEE International Conference on Automatica, ICA-ACCA 2016, October 19–21, 2016, Curico. Curico/Chile : IEEE, 2016. P. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICA-ACCA.2016.7778434>.
 14. Воевода А. А., Романников Д. О. Формирование структуры нейронной сети посредством декомпозиции исходной задачи на примере задачи управления роботом манипулятором // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2018. № 9. С. 27–32.
 15. Боровик В. С., Шидловский С. В. Обучение с подкреплением в системах управления объектами с транспортным запаздыванием // Автометрия. 2021. Т. 57, № 3. С. 48–57. <https://doi.org/10.15372/AUT20210306>.
 - to travel into outer space “Molodezh. Tekhnika. Kosmos”, March 25–29, 2024, Saint Petersburg. In 4 vols. St. Petersburg: BSTU “VOENMEKH” named after D. F. Ustinov; 2024. p. 64–68. (In Russ.).
 9. Uskov A. A., Kuzmin A. V. Intellectulnye tekhnologii upravleniya. Iskusstvennye neyronnye seti i nechetkaya logika. Moscow: Nauchno-tekhnicheskoe izdatelstvo “Goryachaya liniya-Telekom”; 2004. 143 p. (In Russ.).
 10. Gao T. Robotizirovannoe obuchenie po demonstratsiyam s ispolzovaniem diffuzionnoy modeli i algoritmov obucheniya s podkrepleniem. *Inzhenernyy vestnik Dona*. 2025;3(123):898–919. (In Russ.).
 11. Trenev I., Tkachenko A., Kustov A. Movement stabilization of the parrot mambo quadcopter along a given trajectory based on PID controllers. *IFAC-PapersOnLine*. 2021;54:227–232. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.10.450>.
 12. Sovremennye tekhnologii v zadachakh upravleniya, avtomatiki i obrabotki informatsii. In: *Proceedings of the 33rd International Science-to-Practice Conference*, September 13–19, 2024, Sochi. Moscow: Artyshok; 2024. 175 p. (In Russ.).
 13. Oróstica R., Duarte-Mermoud M. A., Jáuregui C. Stabilization of inverted pendulum using LQR, PID and fractional order PID controllers: A simulated study. In: *2016 IEEE International Conference on Automatica, ICA-ACCA 2016*, October 19–21, 2016, Curico. Curico/Chile: IEEE; 2016. p. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICA-ACCA.2016.7778434>.
 14. Voevoda A. A., Romannikov D. O. Formation of the structure of a neuron network through decomposition of the initial task on a particular example of the robot-manipulator managing problem. *Izvestia SPbETU “LETI”*. 2018;(9):27–32. (In Russ.).
 15. Borovik V. S., Shidlovskii S. V. Reinforcement learning in plant control systems with transport lag. *Avtometriya*. 2021;57(3):48–57. <https://doi.org/10.15372/AUT20210306>. (In Russ.).

Информация об авторе

Д. Ю. Зорькин – преподаватель;
<https://orcid.org/0009-0002-3875-9285>,
mosh285@gmail.com

About the author

D. Yu. Zorkin – Lecturer;
<https://orcid.org/0009-0002-3875-9285>,
mosh285@gmail.com