

DOI: <https://doi.org/10.17816/RF321953>

# Перспективы методов регулирования в инженерных системах

В.М. Мамедов, И.А. Архаров

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

## АННОТАЦИЯ

В статье рассматриваются предпосылки и закономерные последствия развития методов регулирования в инженерных системах: (1) простой регулятор по отклонению и возмущению, (2) регулятор с нечеткой логикой, фазификатором и базой правил, (3) регулятор с нейронной сетью для динамической подстройки коэффициентов соответствующих звеньев, (4) дискретный нейронный сетевой регулятор с нейронным аппроксиматором и контроллером. Опыт, наработанный исследователями и инженерами с момента первого описания принципов регулирования в 1910 г., и уровень развития информационных технологий, в частности, нейронный сетевой метод машинного обучения и колоссальный вычислительный потенциал компьютерных устройств, сегодня могут быть интегрированы в принципиально новый метод дискретного нейронно-сетевого регулирования.

Обзор, проведенный в статье, нацелен на выявление и демонстрацию значимости экспериментальных и эксплуатационных данных, которые должны быть должным образом структурированы и размечены на этапе их сбора и архивации. Именно такой подход позволит прийти к скорейшему внедрению нейронно-сетевых контроллеров в инженерные системы, поскольку самым важным этапом для их создания является процесс обучения и оптимизация архитектуры нейронных сетей.

Приводится принцип работы, достоинства и недостатки на фоне существующих и активно используемых регуляторов, оптимальные этапы развития дискретной нейронно-сетевой концепции регулирования на базе двух нейронных сетей для формирования стратегии регулирования с учетом наиболее вероятного состояния системы в следующий момент времени.

**Ключевые слова:** регулятор; методы регулирования; нейронные сети; эффективность регулирования; стратегия регулирования.

## Для цитирования:

Мамедов В.М., Архаров И.А. Перспективы методов регулирования в инженерных системах // Холодильная техника. 2022. Т. 111, № 4. С. 213–220.  
DOI: <https://doi.org/10.17816/RF321953>

DOI: <https://doi.org/10.17816/RF321953>

# Prospects for control methods in engineering systems

Vladislav M. Mamedov, Ivan A. Arkharov

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

## ABSTRACT

This article highlights the prerequisites and natural effects of control method development in engineering systems: (1) a simple deviation and perturbation controller, (2) a fuzzy logic controller with a fuzzifier and rule base, (3) a neural network controller for dynamically adjusting the coefficients of the corresponding links, (4) a discrete neural network controller with a neural approximator and controller. The experience gained by researchers and engineers since the initial description of regulatory principles in 1910, including the level of information technology design, particularly the neural network approach to machine learning and the enormous computing potential of computer devices, now enable the integration of a fundamentally novel method of discrete neural network regulation.

The article's review aims to identify and demonstrate the importance of experimental and operational data, which must be organized and annotated at the time of collection and archiving. This approach will allow us to rapidly implement neural network controllers in engineering systems, as the most critical phase in their development is involves learning and optimization of neural network architecture.

The article presents the principle of operation, benefits, and drawbacks, and the optimal stages for enhancing a neural network controller based on two neural networks, which form a control strategy while considering the most probable state of the system at the next point in time.

**Keywords:** regulator; regulation methods; neural networks; regulation efficiency; regulation strategy.

## To cite with article:

Vladislav MM, Arkharov IA. Prospects for control methods in engineering systems. *Refrigeration Technology*. 2022;111(4):213–220.

DOI: <https://doi.org/10.17816/RF321953>

Received: 05.04.2023

Accepted: 28.04.2023

Published online: 09.11.2022

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время сложно представить работу инженерных систем без хорошо изученных и отработанных устройств регулирования технологических параметров. Широкая популярность регуляторов объясняется необходимостью поддержания каких-либо целевых параметров системы в установленном диапазоне для обеспечения ее нормального функционирования.

С каждым годом сложность и стоимость разрабатываемых инженерных систем существенно возрастает. Российскими учеными ведутся активные исследования конструкционных материалов, поиск методов автоматизации и оптимизации технологических процессов в таких проектах как ITER (International Thermonuclear Experimental Reactor), NICA (Nuclotron based Ion Collider Facility) [1] и др. Например, в процессе анализа потенциального объема получаемых экспериментальных данных и требований к быстродействию регулирования технологических параметров при работе многоцелевого детектора MPD (Multi-Purpose Detector) в составе комплекса NICA становится очевидным, что существующие подходы к регулированию и обработке данных не способны на должном уровне выполнять поставленную задачу, поскольку речь идет о детектировании десятков и сотен миллионов событий в течение нескольких секунд.

Эффективная работа подобных систем регулирования должна быть обеспечена в условиях целого ряда внешних воздействий в том числе тех, о существовании которых может быть неизвестно ранее, или влияние которых задано неявно. При этом классический подход к регулированию целевых параметров видится малоприменимым в силу его большой инерционности по отношению к самой системе, и возникает необходимость поиска новой стратегии регулирования. Настоящая статья посвящена анализу опыта, наработанного исследователями и инженерами за более чем 120 лет, и рассмотрению путей и возможностей

его интеграции с прогрессивными информационными технологиями.

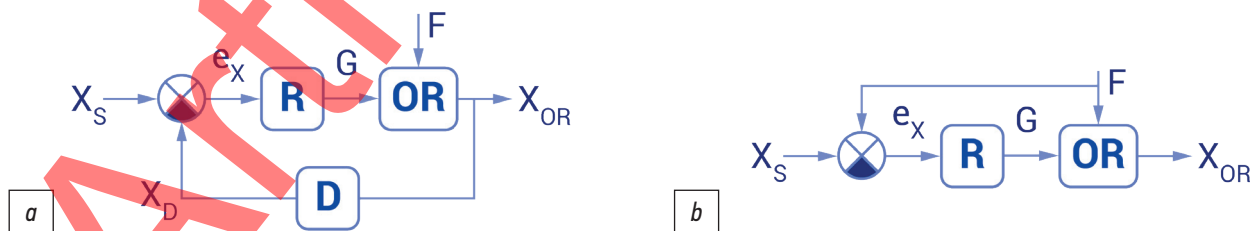
## АНАЛИЗ РАЗВИТИЯ МЕТОДОВ РЕГУЛИРОВАНИЯ

Выделяют два основных принципа регулирования: (а) по отклонению регулируемого параметра (ошибке регулирования) и (б) по изменению возмущающего воздействия. Принципиальные схемы систем с регуляторами соответствующих типов представлены на рис. 1.

Устройства, реализующие соответствующие методы, называются – регулятор Ползунова-Уатта (а) и регулятор Понсея (б). Каждый метод регулирования имеет как достоинства, так и недостатки. Ключевым отличием является принципиальная неустойчивость систем, построенных на основе регулирования по отклонению. Однако, ввиду более приемлемых эксплуатационных характеристик и относительной простоте определения отклонения целевого параметра от заданного значения метод регулирования по отклонению реализован в более чем 90% инженерных систем [2, 3].

Следует отметить, что впервые принцип действия регулятора по отклонению был описан в 1910 г. [4], а в 1942 г. разработан метод его настройки [5]. Основная мотивация исследователей к развитию устройств регулирования заключалась в улучшении эффективности их работы, которая, в широком смысле, заключается в снижении времени достижения заданного значения целевого параметра с наименьшей ошибкой.

Достижение высокой эффективности снижает время переходных процессов, повышает прогнозируемость параметров системы, а самое важное – существенно экономит материальные и финансовые ресурсы в случае своевременного и точного реагирования на события, которые потенциально могут привести к разрушению элементов системы или гибели людей.



**Рис. 1.** Структурные схемы регуляторов, построенных на принципах по отклонению (а) и по возмущению (б). Обозначения на схеме: R – регулятор, OR – объект регулирования, D – датчик,  $X_S$  – уставка целевого параметра,  $X_{OR}$  – целевой параметр регулирования,  $X_D$  – показания датчика,  $e_x$  – ошибка регулирования, F – внешнее воздействие, G – управляющее воздействие.  
**Fig. 1.** Structural diagrams of regulators based on the principles of deviation (a) and perturbation (b). Designations: R – controller, OR – control object, D – sensor,  $X_S$  – target parameter setting,  $X_{OR}$  – control target parameter,  $X_D$  – sensor readings,  $e_x$  – control error, F – external influence, and G – control action.

Основной трудностью в развитии методов регулирования являлась необходимость разработки механических устройств, обладающих возможностью гибкой настройки параметров, которые способны выполнять математические операции: интегрирование, дифференцирование, умножение и сложение. Все регуляторы до 1980 г. были реализованы исключительно на механическом принципе действия. Интенсивное развитие авиации способствовало активному исследованию механизмов, используемых в регуляторах.

Действия механизмов в составе регуляторов имеют исключительно аналоговую природу, т.е. формирование управляющего воздействия происходит непрерывно без дискретизации по времени. После адаптации методов регулирования на вычислительные устройства математические операторы были реализованы программными методами. Фактически, аналоговый подход к регулированию был подвергнут дискретизации по времени с шагом, пропорциональным тактовому генератору вычислительного устройства, на котором реализуется работа регулятора.

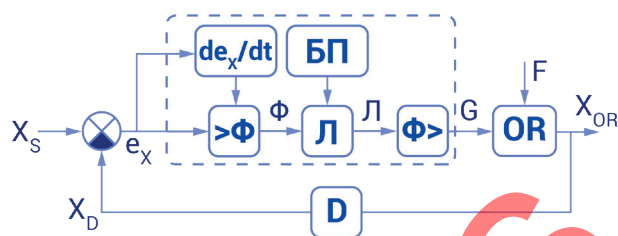
В настоящее время, механические регуляторы относятся к консервативному типу и используются в составе дублирующих систем особо ответственных агрегатов. В работе [6] описаны механические аналоги звеньев ПИД-регулятора (Пропорциональный-интегральный-дифференциальный), разработанные с учётом современного уровня развития техники, конструктивных материалов и информационных технологий (3D-моделирование и печать, аддитивные технологии, CFD (Computational fluid dynamics) расчёты и пр.).

В 1950–1970 гг. наблюдалось существенное усложнение инженерных систем в промышленности. Возникла необходимость в совершенствовании методов регулирования. Основная проблема, которую не удавалось решить, заключалась в увеличении быстродействия регулятора не только в номинальном режиме работы системы, но и в переходных процессах. В 1965 г. был предложен ПИД-регулятор с нечёткой логикой [7]. Принципиальная схема регулятора представлена на рис. 2.

В зависимости от качественной оценки величин ошибки регулирования («слабо», «средне», «сильно») и скорости изменения ошибки динамически подстраиваются коэффициенты при соответствующих звеньях регулятора. Так для тройной градации оценок указанных ранее величин используется девять различных наборов коэффициентов, которые обеспечивают лучшую эффективность регулирования на отличных от номинального режимах работы.

Регуляторы с нечёткой логикой хорошо описаны в литературе [7–9], однако глобального распространения они не получили.

Следующим витком в развитии систем регулирования стало внедрение достижений информационных технологий – нейронных сетей. Нейронные сети относятся к методам машинного обучения и по сути



**Рис. 2.** Структурная схема регулятора с нечёткой логикой. Обозначения на схеме: *OR* – объект регулирования, *D* – датчик, *БП* – база правил, *>Φ* – фаззификатор, *Φ>* – дефаззификатор, *Л* – логический вывод, *X<sub>s</sub>* – уставка целевого параметра, *X<sub>OR</sub>* – целевой параметр регулирования, *X<sub>D</sub>* – показания датчика, *e<sub>x</sub>* – ошибка регулирования, *Φ* – фаза регулирования, *F* – внешнее воздействие, *G* – управляющее воздействие.

**Fig. 2.** Structural diagram of a controller with fuzzy logic. Designations on the diagram: *OR* – object of regulation, *D* – sensor, *BP* – rule base, *>Φ* – fuzzifier, *Φ>* – defuzzifier, *L* – logical conclusion, *X<sub>s</sub>* – target parameter setting, *X<sub>OR</sub>* – target control parameter, *X<sub>D</sub>* – sensor readings, *e<sub>x</sub>* – regulation error, *Φ* – regulation phase, *F* – external action, *G* – control action.

являются теоретически идеальным аппроксиматором. Как бы ни была сложна зависимость целевого параметра регулирования от возмущающих факторов, нейронная сеть способна предсказать последующее состояние системы как для совокупного влияния воздействий, так и для каждого конкретного воздействия по отдельности.

В настоящее время, широкое практическое применение нейронных сетей в инженерных системах ограничено отсутствием инструментов для разметки и хранения экспериментальных и эксплуатационных данных.

Концепция применения нейронных сетей в регуляторах была предложена в 1943 г. Мак-Каллоком и Питтсом. Ввиду отсутствия доступных вычислительных ресурсов для автоматизации расчёта весов в нейронных сетях методами линейной алгебры и удобного формата хранения данных для их быстрого ввода в процесс обучения сети, развитие нейронносетевых технологий в этом направлении было отложено.

Нейронносетевые технологии используются для динамической подстройки коэффициентов ПИД-регулятора последние 20 лет [10]. Активное внимание к этой технологии было обращено в период 1990–1995 гг., когда на базе института NIST (National Institute of Standards and Technology) были созданы первые нейронные сети для распознавания текста с фотографий [11]. Принципиальная схема такого регулятора представлена на рис. 3.

Работа нейронной сети в режиме предсказания происходит с определенной задержкой. В течении которой регулятор работает с коэффициентами, полученными сетью на предыдущем этапе. Данные для обучения таких нейронных сетей размечаются экспертами, хорошо понимающими специфику объекта регулирования.

У рассматриваемого регулятора явно прослеживается дискретизация по времени, вызванная ожиданием

результатов работы нейронной сети и природой само-го контроллера. Если нейронная сеть работает в том же вычислительном потоке, где происходит формирование управляющего воздействия, то в момент ожидания новых коэффициентов регулирование не осуществляется вообще. Это накладывает определённые требования к устройству и программным методам, обеспечивающим работу такого регулятора.

Регуляторы с нейронными сетями для динамической подстройки коэффициентов не получили широкого распространения. Это связано с принципиальной нецелесообразностью обеспечения глубокой интеграции аналогового принципа регулирования и дискретных цифровых методов.

С учётом опыта развития регуляторов и колоссального прироста производительности вычислительных устройств, который за последние 30 лет составил 5 порядков и сохраняет эту динамику [12, 13], следует приступить к исследованию принципиально нового метода регулирования на базе нейронных сетевых аппроксиматоров и контроллеров.

## ПЕРСПЕКТИВНЫЙ НЕЙРОНСЕТЕВОЙ ДИСКРЕТНЫЙ РЕГУЛЯТОР

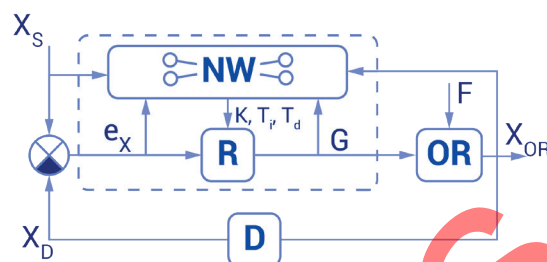
Нейронносетевой дискретный регулятор на основании данных о состоянии системы в момент получения входного вектора значений показаний должен предсказать ее вероятное состояние в следующий момент времени, определить вес каждого исполнительного устройства при формировании стратегии и сформировать саму стратегию регулирования, которая заключается в изменении физических характеристик исполнительных устройств с учетом нового потенциального состояния системы. Принципиальная схема такого регулятора представлена на рис. 4.

Алгоритм работы такого регулятора заключается в следующем:

- объект регулирования OR находится под постоянным влиянием большого числа возмущающих воздействий  $F_i$ ;
- поддержание значения целевого параметра регулирования обеспечивается исполнительными устройствами  $C_i$ ;
- с помощью измерительных приборов D происходит сбор данных о текущем состоянии системы, формируется входной вектор значений показаний в системе:

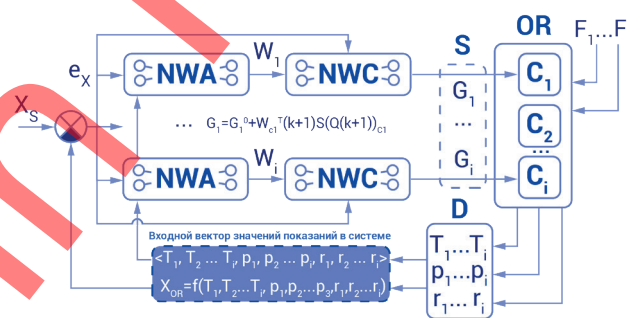
$$\langle T_1, T_2 \dots T_i, p_1, p_2 \dots p_i, r_1, r_2 \dots r_i \rangle, \quad (1)$$

где:  $T_1, T_2 \dots T_i, p_1, p_2 \dots p_i$  – температура и давление в соответствующих частях объекта регулирования, соответственно;  $r_1, r_2 \dots r_i$  – числовое представление событий, фиксируемых в системе.



**Рис. 3.** Структурная схема ПИД-регулятора с нейронной сетью для подстройки коэффициентов. Обозначения на схеме: R – регулятор, OR – объект регулирования, D – датчик, NW – нейронная сеть,  $X_s$  – уставка целевого параметра,  $X_{OR}$  – целевой параметр регулирования,  $X_D$  – показания датчика,  $e_x$  – ошибка регулирования, F – внешнее воздействие, G – управляющее воздействие, K,  $T_p$ ,  $T_d$  – соответствующие коэффициенты ПИД-регулятора.

**Fig. 3.** Structural diagram of a PID controller with a neural network for adjusting the coefficients. Designations in the diagram: R – controller, OR – control object, D – sensor, NW – neural network,  $X_s$  – target parameter setting,  $X_{OR}$  – target control parameter,  $X_D$  – sensor readings,  $e_x$  – control error, F – external influence, G – control action, K,  $T_p$ ,  $T_d$  – the corresponding coefficients of the PID controller.



**Рис. 4.** Структурная схема дискретного нейронного сетевого регулятора. Обозначения на схеме: OR – объект регулирования, D – датчик, NWA – нейронносетевой аппроксиматор, NWC – нейронносетевой контроллер,  $X_s$  – уставка целевого параметра,  $X_{OR}$  – целевой параметр регулирования,  $e_x$  – ошибка регулирования, S – стратегия регулирования управляющим воздействием, C – исполнительное устройство, F – внешнее воздействие, G – управляющее воздействие.

**Fig. 4.** Block diagram of a discrete neural network controller. Designations: OR – control object, D – sensor, NWA – neural network approximator, NWC – neural network controller,  $X_s$  – target parameter setting,  $X_{OR}$  – control target parameter,  $e_x$  – control error, S – control strategy by control action, C – executive device, F – external action, G – control action.

- рассчитывается текущее значение целевого параметра:

$$X_{OR} = f(T_1, T_2 \dots T_i, p_1, p_2 \dots p_i, r_1, r_2 \dots r_i); \quad (2)$$

- рассчитывается ошибка регулирования  $e_x$ ;
- вектор-столбец значений показаний в системе и ошибка регулирования подаются на вход в нейронный сетевой аппроксиматор NWA, основная задача

которого определить вес влияния исполнительных устройств в формируемой стратегии регулирования, соответствующей следующему наиболее вероятному состоянию системы;

- ошибка регулирования, вектор-столбец значений показаний в системе и веса влияния исполнительных устройств подаются на вход в нейронный сетевой контроллер NWC, который формирует стратегию регулирования  $S$  на основании предсказания следующего состояния системы:

$$G_i = G_i^0 + W_{C_i}^T(k+1) \cdot S(Q(k+1))_{C_i}, \quad (3)$$

где:  $k$  – момент времени, в который был сформирован входной вектор значений показаний в системе;  $G_i^0$  – начальное состояние исполнительного устройства  $C_i$ ;  $W_{C_i}^T(k+1)$  – вектор-столбец весов влияния исполнительного устройства  $C_i$  в формируемой стратегии регулирования для момента времени  $k+1$ ;  $Q(k+1)$  – функция интерпретации входного вектора значений показаний в системе в характеристику физического состояния регулируемой системы;  $S(Q(k+1))_{C_i}$  – функция интерпретации характеристики физического состояния регулируемой системы в физическое состояние исполнительного устройства  $C_i$ , которая должна принимать значения, удовлетворяющие граничным значениям физического состояния для каждого исполнительного устройства  $C_i$ .

Полученная стратегия может быть интерпретирована с позиции: (1) степень участия конкретного исполнительного устройства в процессе регулирования  $G_i$ , (2) количественная оценка воздействия, которая преобразуется в конкретное физическое состояние исполнительного устройства  $C_i$  (частота вращения ротора, положение золотника и пр.).

Поскольку работа нейронной сети происходит с поддержкой, целесообразно использовать цифровые измерительные приборы. Такой подход позволит существенно снизить капитальные затраты на оцифровку аналоговых сигналов при их конвертации в преобразователях. Скорость работы регулятора в основном определяется качеством оптимизации архитектуры нейронных сетей и грамотной настройкой гиперпараметров и в меньшей степени скоростью получения данных от цифровых измерительных приборов, которая зависит от точности оцифровки. Основная проблема достижения высокой скорости работы сети в процессе оптимизации – дефицит экспериментальных и эксплуатационных данных, представленных (размеченных) соответствующим образом.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Благодаря наработанным графическим данным, нейронные сети успешно оптимизированы для классификации

объектов на фотографиях, распознавания текста, генерации изображений по текстовому описанию и пр. В частности, это произошло из-за глубокой заинтересованности крупнейших производителей графических процессоров и цифровых устройств компаний Nvidia и Samsung, которые осознают перспективные возможности графических ускорителей при параллельных вычислениях линейных операций в нейронных сетях [14–16].

Развитие нейронных сетей и машинного обучения в Российской Федерации происходит с 2012–2014 гг., когда вышеуказанные компании стали активно привлекать ученых, инженеров и специалистов из информационных технологий к работе над перспективными проектами. На сегодняшний день достигнут высокий уровень теоретической проработки нейронных сетей, работы проводятся исключительно над практической ориентацией разработанных инструментов, и, в контексте конкретной задачи, осуществляется поиск более глубоких аспектов в плане оптимизации работы сетей. Нерешенной во многих областях применения остается задача накопления и структуризации обучающих данных.

Предлагаемый вариант дискретного регулятора на базе двух нейронных сетей имеет ряд преимуществ:

- существенно более высокая скорость регулирования, поскольку стратегия формируется с учётом наиболее вероятного состояния системы в следующий момент времени;
- исключается проблема неустойчивости регулирования;
- снижение капитальных затрат на оцифровку аналоговых сигналов с измерительных приборов за счёт возможности использования цифровых приборов;
- динамическая настройка дискретизации формирования стратегии регулирования с учётом необходимой точности получения данных с цифровых приборов;
- возможность глубокого изучения принципов и причин изменения состояния объекта регулирования, выявления процессов, которые ранее оставались вне наблюдения.

С другой стороны, следует отметить недостатки:

- построение качественной архитектуры нейронной сети для аппроксиматора и контроллера – сложнейшая оптимизационная задача [17];
- обучение нейронной сети требует разработки и внедрения инструментов для разметки и хранения экспериментальных и эксплуатационных данных до ввода регулятора в состав системы.

К особенностям дискретного регулятора можно отнести тот факт, что контроль качества обучения нейронных сетей и настройка гиперпараметров может быть осуществлена специалистом с соответствующими знаниями об объекте регулирования и специфике работы с нейронными сетями.

Описание особенностей и принципов работы нейронных сетей в данной статье опущено умышленно. Методы

построения нейронных сетей в настоящее время хорошо изучены и реализованы с использованием различных языков программирования (см., например, [18–20]). Основная цель, которая ставится авторами настоящего исследования, – показать готовность информационных технологий и соответствие уровня располагаемых вычислительных мощностей к разработке принципиально нового дискретного нейронного сетевого метода регулирования.

Первый шаг на пути активного развития и внедрения нейронных сетей в процесс регулирования – разработка и использование программно-аппаратных инструментов для разметки и хранения экспериментальных и эксплуатационных данных. При этом хорошо отработанный и изученный метод аналогового регулирования не следует отправлять на «свалку истории», но и прибегать к чрезмерному консерватизму в широком спектре инженерных задач сегодня нет необходимости.

## ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

**Вклад авторов.** В.М. Мамедов — обзор литературы, сбор и анализ литературных источников, написание текста статьи; И.А. Архаров — формулировка темы и названий разделов, редактирование статьи. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным

критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией).

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

**Источник финансирования.** Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования и подготовке публикации.

## ADDITIONAL INFORMATION

**Authors' contribution.** V.M. Mamedov — literature review, collection, and analysis of literary sources, writing the text of the article; I.A. Arkharov — topic and section title wording, editing the article. All authors contributed substantially to the work's conception, acquisition, analysis, and interpretation of data, drafting and revising the work, and final approval of the version to be published, and agree to be held accountable for all aspects of the work.

**Competing interests.** The authors declare that they have no competing interests.

**Funding source.** This study was not supported by any external sources of funding.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Mamedov V., Arkharov I., Navasardyan E. Concept design of cryogenic system of the SPD-detector for NICA project in Dubna // IIR Conference: The 16th Cryogenics, October 5-7, 2021. P. 24–29. doi: 10.18462/iir.cryo.2021.0005
2. Денисенко В.В. ПИД-регуляторы: принципы построения и модификации // Современные технологии автоматизации. 2006. № 4. С. 66–74.
3. Dormido S. Advanced PID Control // IEEE Control Systems Magazine. 2006. Vol. 26, N 1. P. 98–101. doi: 10.1109/MCS.2006.1580160
4. Ang K.H., Chong G., Li Y. PID control system analysis, design, and technology // IEEE Transactions on Control Systems Technology. 2005. Vol. 13, No. 4. P. 559–576.
5. Ziegler J.G., Nichols N.B. Optimum settings for automatic controllers // Trans. ASME. 1942. Vol. 64. P. 759–768.
6. Cai J. A Fully Mechanical Realization of PID Controller // Highlights in Science, Engineering and Technology. 2022. Vol. 9. P. 319–328. doi: 10.54097/hset.v9i.1861
7. Пупков К.А., Егупов Н.Д. Методы робастного, нейро-нечёткого и адаптивного управления: учебник. М.: МГТУ им. Баумана, 2002.
8. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. М.: Горячая линия-Телеком, 2004.
9. Демидова Г.Л., Лукичев Д.В. Регуляторы на основе нечеткой логики в системах управления техническими объектами. СПб: Университет ИТМО, 2017.
10. Pérez-Gomariz M., López-Gómez A., Cerdán-Cartagena F. Artificial Neural Networks as Artificial Intelligence Technique for Energy Saving in Refrigeration Systems - A Review // Clean Technol. 2023. Vol. 5. P. 116–136. doi: 10.3390/cleantechnol5010007
11. Wilson C.L., Wilkinson R.A., Garris M.D. Self-organizing neural network character recognition on a massively parallel computer // IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, CA, USA, 1990. Vol. 2. P. 325–329. doi: 10.1109/IJCNN.1990.137734
12. Shalf J. The future of computing beyond Moore's Law // Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 2020. Vol. 378 (2166). doi: 10.1098/rsta.2019.0061
13. Зубкова В.В. Анализ актуальности закона Мура // Перспективы развития информационных технологий. 2014. № 21. С. 136–1140.
14. Guzhva A., Dolenko S., Persiantsev I. Multifold Acceleration of Neural Network Computations Using GPU // Alippi C., Polycarpou M., Panayiotou C., Ellinas G. (eds) Artificial Neural Networks – ICANN 2009. ICANN 2009. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. Vol. 5768. doi: 10.1007/978-3-642-04274-4\_39
15. Бендерская Е.Н., Толстов А.А. Тенденции развития средств аппаратной поддержки нейровычислений // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2013. № 3(174). С. 9–18.
16. Kyoung-Su Oh K.S., Jung K. GPU implementation of neural networks // Pattern Recognition. 2004. Vol. 37. P. 1311–1314.
17. Bouzar-Benlabiod L., Rubin S.H., Benaïda A. Optimizing Deep Neural Network Architectures: an overview // IEEE 22nd

International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI), Las Vegas, NV, USA. 2021. P. 25–32. doi: 10.1109/IRI51335.2021.00010

18. Ünal H.T., Başçiftçi F. Evolutionary design of neural network architectures: a review of three decades of research // *Artif. Intell. Rev.* 2022. Vol. 55. P. 1723–1802. doi: 10.1007/s10462-021-10049-5

## REFERENCES

1. Mamedov V, Arkharov I, Navasardyan E. Concept design of cryogenic system of the SPD-detector for NICA project in Dubna. In: *IIR Conference: The 16th Cryogenics 2021, October 5–7, 2021*. 2021:24–29. doi: 10.18462/iir.cryo.2021.0005

2. Denisenko VV. PID-regulatory: principy postroeniya i modifikacii. *Sovremennye tehnologii avtomatizacii*. 2006. № 4. S. 66–74. (In Russ).

3. Dormido S. Advanced PID Control, *IEEE Control Systems Magazine*. 2006;26(1):98–101. doi: 10.1109/MCS.2006.1580160

4. Ang KH, Chong G, Li Y. PID control system analysis, design, and technology. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2005;13(4):559–576.

5. Ziegler JG, Nichols NB. Optimum settings for automatic controllers. *Trans. ASME*. 1942;64:759-768.

6. Cai J. A Fully Mechanical Realization of PID Controller. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2022;9:319–328. doi: 10.54097/hset.v9i.1861

7. Egupova ND. *Metody robustnogo, nejro-nechjotkogo i adaptivnogo upravleniya: uchebnik*. Moscow: MG TU im. Baumana; 2002. (In Russ).

8. Uskov AA, Kuz'min AV. *Intellektual'nye tehnologii upravleniya. Iskusstvennye nejronnye seti i nechetskaja logika*. Moscow: Gorjachaja linija-Telekom; 2004. (In Russ).

9. Demidova GL, Lukichev DV. *Reguljatory na osnove nechetkoj logiki v sistemah upravleniya tehničeskimi objektami*. Saint Petersburg: Universitet ITMO; 2017. (In Russ).

10. Pérez-Gomariz M, López-Gómez A, Cerdán-Cartagena F. Artificial Neural Networks as Artificial Intelligence Technique for Energy Saving in Refrigeration Systems - A Review. *Clean Technol*. 2023;5:116–136. doi: 10.3390/cleantechnol5010007

11. Wilson CL, Wilkinson RA and Garris MD, Self-organizing neural network character recognition on a massively parallel computer. In: *IJCNN International Joint Conference*

19. Джулли А., Пал С. Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения. Реализация нейронных сетей с помощью библиотек Theano и TensorFlow. М.: ДМК Пресс, 2018.

20. Головки В.А. Нейросетевые технологии обработки данных: учеб. пособие. Минск: БГУ, 2017.

on Neural Networks, San Diego, CA, USA. 1990;2:325–329. doi: 10.1109/IJCNN.1990.137734

12. Shalf J. The future of computing beyond Moore's Law. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 2020;378(2166). doi: 10.1098/rsta.2019.0061

13. Zubkova VV. Analiz aktual'nosti zakona Mura. Perspektivy razvitiya informacionnyh tehnologij. 2014;21:136–1140. (In Russ).

14. Guzhva A, Dolenko S, Persiantsev I. Multifold Acceleration of Neural Network Computations Using GPU. In: *Alippi C, Polycarpou M, Panayiotou C, Ellinas G. (eds) Artificial Neural Networks – ICANN 2009. ICANN 2009. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2009;5768. doi: 10.1007/978-3-642-04274-4\_39

15. Benderskaja EN, Tolstov AA. Tendencii razvitiya sredstv apparatnoj podderzhki nejrovychislenij. *Nauchno-tehničeskije vedomosti SPbGPU. Informatika. Telekommunikacii. Upravlenie*. 2013;3(174):9–18. (In Russ).

16. Kyoung-Su Oh KS, Jung K. GPU implementation of neural networks. *Pattern Recognition*. 2004;37:1311–1314.

17. Bouzar-Benlabiod L, Rubin SH and Benaïda A. Optimizing Deep Neural Network Architectures: an overview. In: *IEEE 22nd International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI), Las Vegas, NV, USA. 2021:25–32*. doi: 10.1109/IRI51335.2021.00010

18. Ünal HT, Başçiftçi F. Evolutionary design of neural network architectures: a review of three decades of research. *Artif. Intell. Rev.* 2022;55:1723–1802. doi: 10.1007/s10462-021-10049-5

19. Dzhulli A, Pal S. *Biblioteka Keras – instrument glubokogo obuchenija. Realizacija nejronnyh setej s pomoshh'ju bibliotek Theano i TensorFlow*. Moscow: DMK Press; 2018. (In Russ).

20. Golovko VA. *Nejrosetevye tehnologii obrabotki dannyh: ucheb. Posobie*. Minsk: BGU; 2017. (In Russ).

## ОБ АВТОРАХ

\* Мамедов Владислав Марсельевич,

аспирант, ассистент;

адрес: Россия, 105005, Москва,

ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1;

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-8780-7401>;

eLibrary SPIN: 4095-0195;

e-mail: mamedov-vm@bk.ru

Архаров Иван Алексеевич,

д.т.н., профессор;

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1624-171X>;

eLibrary SPIN: 9674-4585;

e-mail: arkharov@bmstu.ru

\*Автор, ответственный за переписку

## AUTHORS INFO

\* Mamedov Vladislav Marselevich,

Postgraduate Student, Assistant Lecturer;

address: 5 bldg 1 2nd Baumanskaya street,

105005 Moscow, Russia;

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-8780-7401>;

eLibrary SPIN: 4095-0195;

e-mail: mamedov-vm@bk.ru

Arkharov Ivan Alexeevich

Dr. Sci. (Tech.), Professor;

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1624-171X>;

eLibrary SPIN: 9674-4585;

e-mail: arkharov@bmstu.ru

\*Corresponding author