

УДК 512.548

DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2025_2_63_91

EDN: FUQEQA

ТЕХНОЛОГИЯ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫМИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМИ СИСТЕМАМИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В.А. Прохоренко, В.С. Смородин

Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

TECHNOLOGY OF ADAPTIVE CONTROL OF AUTOMATED PRODUCTION SYSTEMS BASED ON NEURAL NETWORKS

V.A. Prokhorenko, V.S. Smorodin

Francisk Skorina Gomel State University

Аннотация. Представлена технология адаптации управления, основанная на синтезе нейрорегуляторов с использованием нейросетевых алгоритмов. Технология включает процедуру синтеза нейрорегулятора, которая использует алгоритмы оптимизации архитектуры нейронной сети. Предложенный подход к разработке предусматривает возможность задания численных критериев оценки качества адаптации и применения имитационной модели системы управления технологическим процессом. При наличии регулятора-прототипа осуществляется моделирование динамики его функционирования для улучшения адаптационных характеристик системы.

Ключевые слова: нейронная сеть, адаптивное управление, нейрорегуляторы, эволюционные алгоритмы, технологическая операция, технология адаптивного управления.

Для цитирования: Прохоренко, В.А. Технология адаптивного управления автоматизированными производственными системами на основе нейронных сетей / В.А. Прохоренко, В.С. Смородин // Проблемы физики, математики и техники. – 2025. – № 2 (63). – С. 91–96. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2025_2_63_91. – EDN: FUQEQA

Abstract. The paper presents a control adaptation technology based on the synthesis of neuroregulators using neural network algorithms. The technology includes a procedure for synthesizing a neuroregulator, which uses algorithms for optimizing the neural network architecture. The proposed approach to development provides for the possibility of setting numerical criteria for assessing the quality of adaptation and using a simulation model of the process control system. In the presence of a prototype regulator, the dynamics of its functioning are simulated to improve the adaptive characteristics of the system.

Keywords: neural network, adaptive control, neuroregulators, evolutionary algorithms, technological operation, adaptive control technology.

For citation: Prokhorenko, V.A. Technology of adaptive control of automated production systems based on neural networks / V.A. Prokhorenko, V.S. Smorodin // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2025. – № 2 (63). – P. 91–96. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2025_2_63_91 (in Russian). – EDN: FUQEQA

Введение

В процессе реального функционирования сложных технических систем, в частности, технологического цикла производства [1], возникает потребность учета внешних дестабилизирующих факторов в режиме реального времени. Поэтому заслуживает внимания вопрос разработки методов, алгоритмов и средств, способных обеспечить существенное снижение чувствительности параметров технологического цикла к воздействию дестабилизирующих факторов, в том числе случайных внешних возмущений и управляющих воздействий.

Разработка новых технологий адаптации управления, базирующихся на современных методах искусственного интеллекта, позволит выстроить экосистему решений по автоматизации современных производственных систем, повышая качество продукции и экономическую эффективность.

В статье описана технология адаптации управления технологическим процессом на уровне технологических операций, которая обеспечивает использование интеллектуальных компьютерных систем адаптивного управления [2] в режиме реального времени. Описывается процесс синтеза нейрорегулятора, включающий в себя применение алгоритмов автоматизированного поиска оптимальной архитектуры нейронной сети.

1 Алгоритмы синтеза нейрорегуляторов

Нейронные сети представляют собой параметризованные модели, которые могут быть использованы в качестве универсальных аппроксиматоров [3], обладают устойчивостью к шуму и имеют приложения в сложных прикладных задачах. В рамках разработанной системы адаптации управления используется процедура синтеза нейрорегулятора с применением нейросетевых

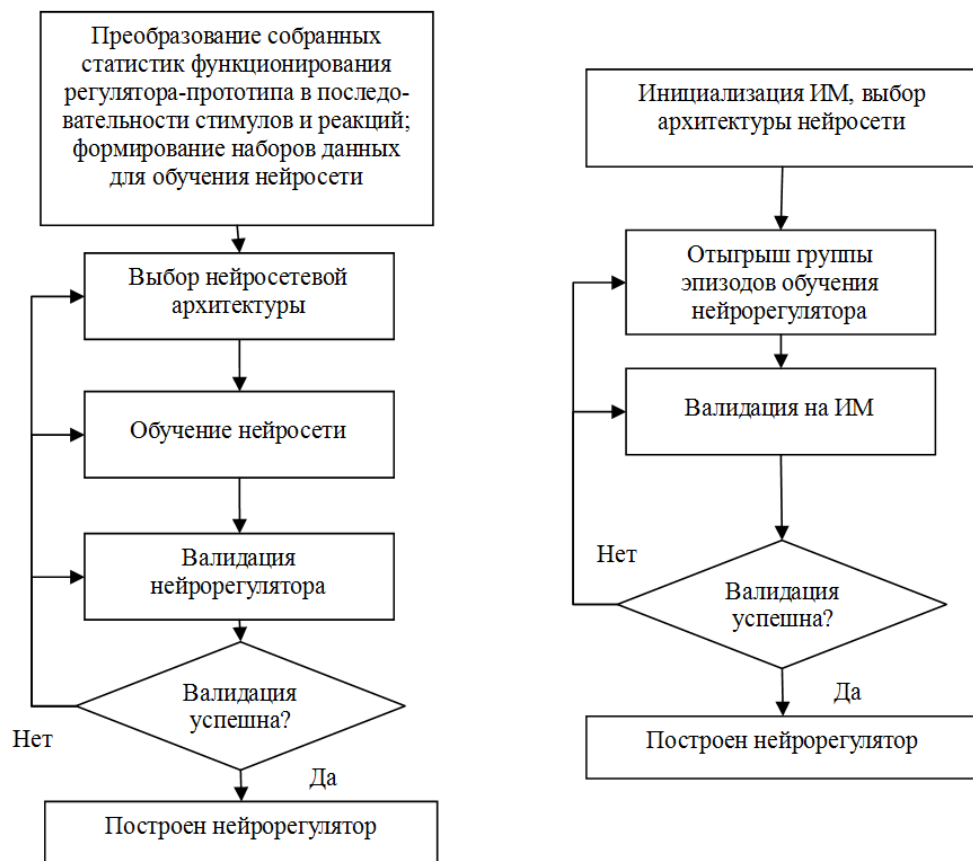


Рисунок 1.1 – Общие схемы синтеза нейрорегуляторов при наличии существующего прототипа (слева) и при осуществлении поиска оптимальной политики выбора действий с применением методов обучения с подкреплением (справа)

алгоритмов. Процедура синтеза нейрорегулятора может также включать в себя использование алгоритмов поиска оптимальной архитектуры нейронной сети. Общий подход предполагает, что пользователь системы может задать численные критерии оценки качества адаптации (функционал оценки качества адаптации) и имеет имитационную модель [4] системы управления технологическим процессом. Альтернативно возможно осуществить моделирование известной динамики регулятора-прототипа при его наличии (рисунок 1.1).

2 Моделирование динамики существующего регулятора

При наличии существующего регулятора-прототипа системы можно осуществить моделирование его динамики с помощью обучения с учителем [5], [6].

Процесс обучения нейронных сетей (рисунок 2.1) состоит в поиске оптимальных в контексте решаемой задачи значений настраиваемых параметров модели (весовых коэффициентов), что достигается путем решения некоторой оптимизационной задачи, обычно градиентными методами (рисунок 2.2) [3]. Следует отметить, что

на этапе сбора данных необходимо обеспечить хранение полной и репрезентативной статистики функционирования регулятора-прототипа, адекватно отражающей существующее пространство наблюдений и управляющих воздействий.

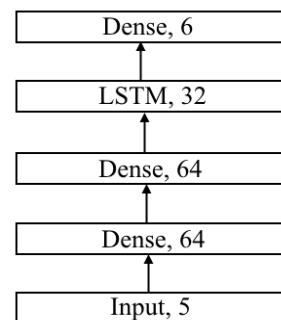


Рисунок 2.1 – Пример рекуррентной архитектуры нейронной сети для моделирования динамики существующего регулятора

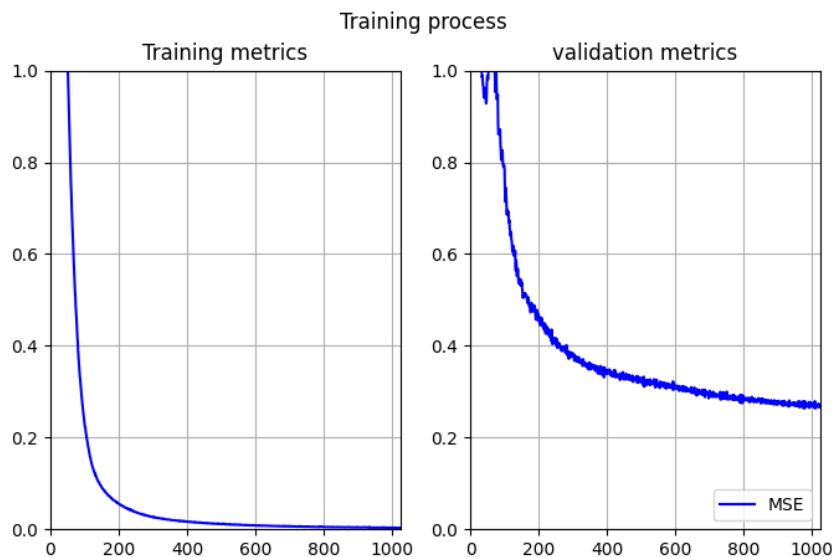


Рисунок 2.2 – Динамика изменения функции потерь (обучения и валидации) в процессе построения нейрорегулятора на базе регулятора-прототипа

3 Поиск оптимальной архитектуры нейронной сети

Поскольку задача выбора структуры нейронной сети в каждом из случаев является сложной и трудно формализуемой, предложены методы частичной автоматизации ее решения. В рамках разработанной технологии реализовано 2 подхода поиска оптимальной архитектуры нейрорегулятора: на основе схемы перебора архитектур-кандидатов и на основе эволюционного алгоритма (рисунок 3.1). В случае структуры пространства наблюдений нейрорегулятора, которая допускает использование нейросетевых архитектур, не являющихся глубокими, схемы перебора позволяют получить и наглядно отобразить эффективность рассматриваемых архитектур-кандидатов (рисунок 3.1).

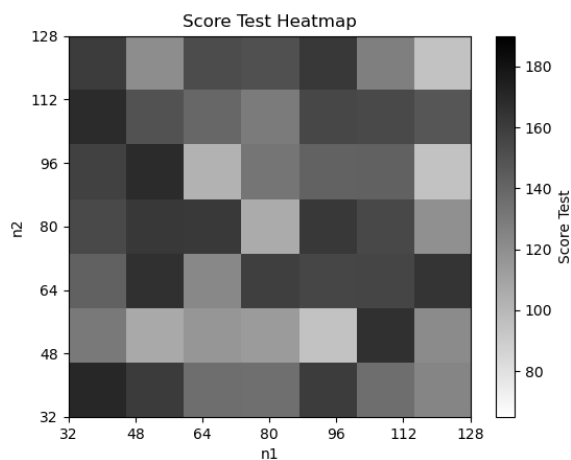


Рисунок 3.1 – Пример тепловой карты средних значений функционала оценки качества адаптации управления при автоматизированном подборе архитектуры нейрорегулятора [8]

При решении задачи поиска глубокой архитектуры для нейрорегулятора неочевидны критерии перебора. Генетические алгоритмы потенциально универсальны [9], они позволяют найти решение в ситуации, когда неизвестно как его искать. Существуют примеры, когда генетические алгоритмы поиска нейросетевых архитектур позволили значительно улучшить качество моделей [10]. Поиск оптимальной архитектуры нейрорегулятора в рамках описываемого подхода осуществляется с помощью модифицированного алгоритма нейроэволюции NEAT, в котором осуществляется последовательное движение от простых структур к более сложным (рисунок 3.2) [11], [12]. Применение эволюционного алгоритма позволяет построить архитектуру нейронной сети, соответствующую решаемой задаче (рисунок 3.3).

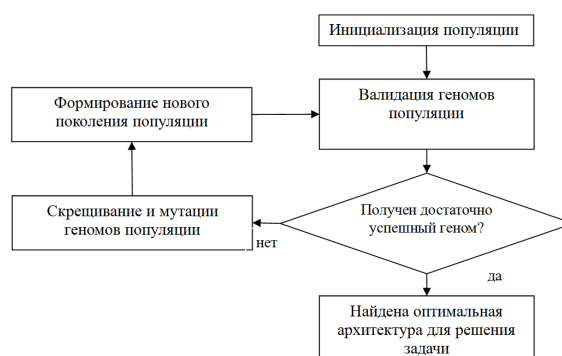


Рисунок 3.2 – Схема эволюционного алгоритма подбора архитектуры нейрорегулятора

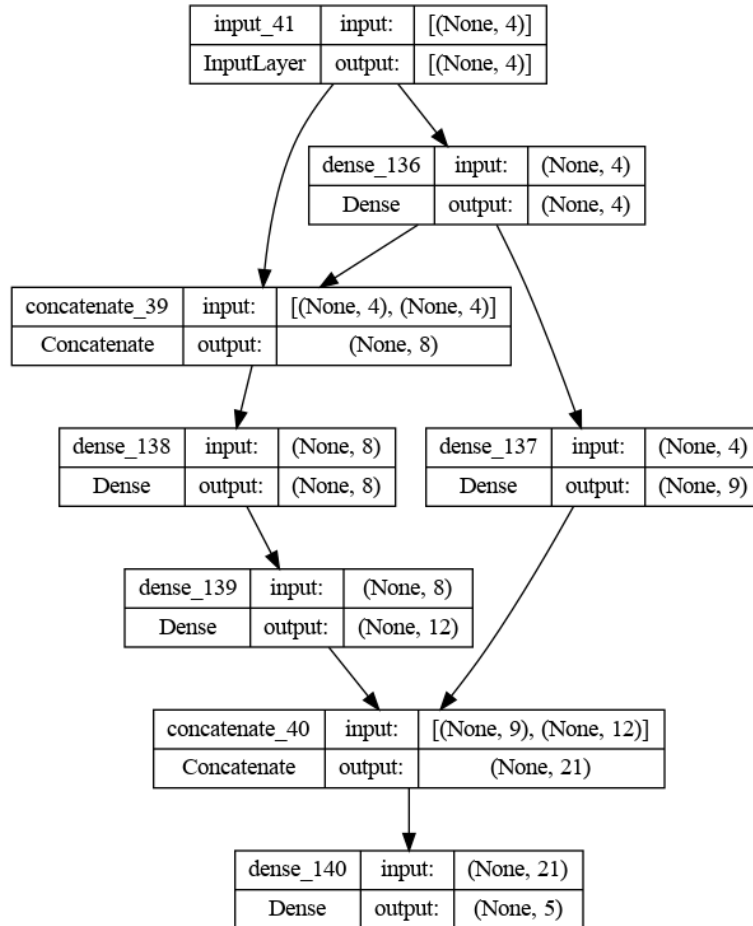


Рисунок 3.3 – Пример архитектуры нейрорегулятора, полученной в результате применения эволюционного алгоритма

4 Синтез нейрорегулятора для оптимальной адаптации управления

В реальных условиях могут быть неочевидны принципы построения оптимальной адаптации управления. В этой ситуации для решения задачи синтеза нейрорегулятора могут быть применены методы обучения с подкреплением [4].

Такой подход позволяет принять во внимание определенные технологическим регламентом требования, предъявляемые к реализации технологической операции в составе процесса производства, и осуществить синтез адаптации управления для обеспечения функционирования процесса согласно этим требованиям. Формализация требований пользователя к политике выбора адаптации управления осуществляется путем определения функционала оценки качества адаптации управления.

При решении задачи поиска оптимальной стратегии обслуживания устройств оборудования ТП функционал оценки качества адаптации управления включает в себя компоненты, отвечающие за оценку стабилизации параметров функционирования ТП, таких как время непрерывной работы цикла (R_{nop}), суммарный объем

затрат на обслуживание и ликвидацию отказов и аварий оборудования (R_{cost}), суммарное число отказов оборудования (R_f), в том числе, приведшее к аварии (R_{fe}), суммарное число профилактик за цикл (R_{rep}). В соответствии с требованиями, предъявляемыми к процессу адаптации управления ТП, строится целевая функция на базе этих компонентов:

$$R = \alpha_1 R_{nop} + \alpha_2 R_{cost} + \alpha_3 R_f + \alpha_4 R_{fe} + \alpha_5 R_{rep}.$$

Обучение нейрорегулятора производится с использованием policy gradient (алгоритма REINFORCE [13]). В результате обучения система с построенным регулятором показывает более высокую эффективность в минимизации затрат на обслуживание, чем система со штатным регулятором (рисунок 4.1). При этом время простоя цикла, связанное с отказами, не увеличивается (рисунок 4.2).

Аналогичный подход можно рассматривать также при решении задачи стабилизации параметров технологической операции лазерной обработки материалов [4]. Например, в задаче однолучевого лазерного термораскалывания

хрупких неметаллических материалов (рисунок 4.3) [8] важным вопросом является соблюдение температурного режима с целью недопущения перегрева и расплавления заготовки. В данной задаче функционал оценки качества адаптации имеет вид:

$$R = \alpha_1 R_T + \alpha_2 R_V + \alpha_3 R_\sigma,$$

где R_T – компонент оценки удержания температуры в допустимом диапазоне; R_V – компонент оценки скорости резки; R_σ – компонент оценки максимального напряжения растяжения.

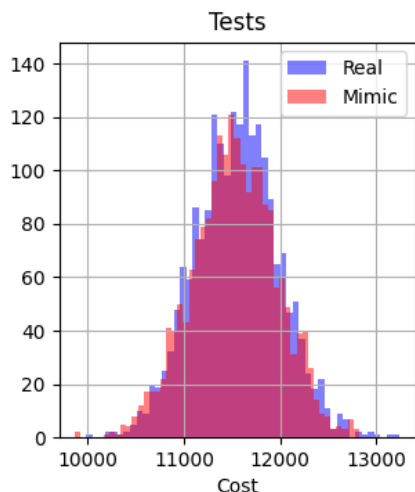


Рисунок 4.1 – Гистограммы распределений суммарных затрат при тестировании штатного регулятора системы и обученного нейрорегулятора

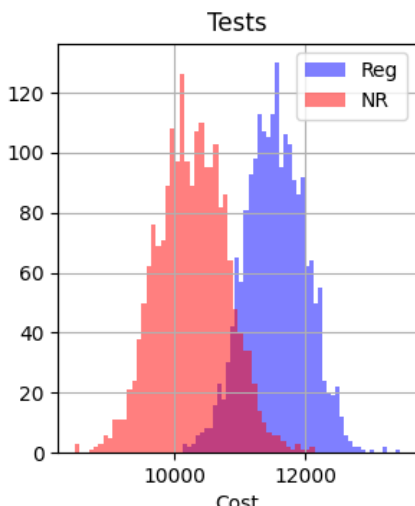


Рисунок 4.2 – Гистограммы распределений времени простоя при тестировании штатного регулятора системы (Reg) и обученного нейрорегулятора (NR)

На рисунке 4.4 показана динамика изменения усредненных значений функционала оценки качества адаптации управления при обучении

нейрорегулятора системы управления технологической операцией с помощью алгоритма REINFORCE.

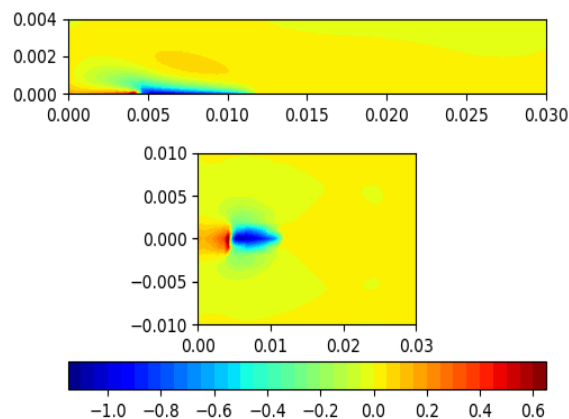


Рисунок 4.3 – Визуализация полей напряжения растяжения на поверхности заготовки из кварцевого стекла

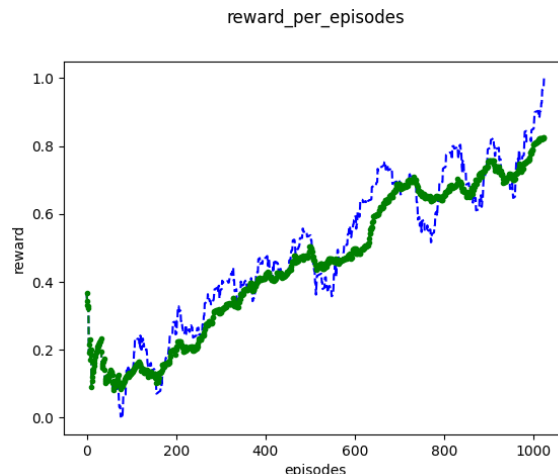


Рисунок 4.4 – Динамика изменения функционала оценки качества адаптации в процессе обучения

В таблице 4.1 показаны результаты использования нейрорегулятора технологической операции лазерной обработки материалов. Приведены значения параметров скорости (V), мощности лазерного излучения (P), наблюдаемой температуры (T) и аппроксимированного значения максимального напряжения растяжения (σ_{yy}).

Таблица 4.1 – Сравнение значений параметров технологической операции лазерной обработки материалов без применения нейрорегулятора (первая строка) и с применением нейрорегулятора (вторая строка)

V , м/с	P , Вт	T , К	σ_{yy} , МПа
0,011	24,0	1390	7,04
0,0133	26,5	1395	7,2

Заключение

Нейронные сети, обладая свойствами универсальной аппроксимации и устойчивости к шуму, позволяют эффективно решать задачи управления в условиях неопределенности. В статье представлена технология адаптивного управления автоматизированными производственными системами на основе нейронных сетей, которая обеспечивает использование интеллектуальной компьютерной системы адаптации управления технологическим циклом в режиме реального времени.

Применение алгоритмов нейросетевого моделирования при реализации адаптации управления технологической операции лазерной обработки материалов позволило увеличить скорость обработки на 21% и сократить расходы на обслуживание оборудования технологического цикла производства на 20–25%.

ЛИТЕРАТУРА

1. Максимей, И.В. Проблемы теории и практики моделирования сложных систем / И.В. Максимей, В.С. Смородин, О.М. Демиденко. – Гомель: ГГУ им. Ф. Скорины, 2015. – 263 с.
2. Прохоренко, В.А. Система адаптивного управления технологическим циклом автоматизированного производства / В.А. Прохоренко // Известия Гомельского государственного университета имени Ф. Скорины. – 2023. – № 3 (138). – С. 69–73.
3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации: учебно-справочное издание / С. Осовский. – Москва: Финансы и статистика, 2002. – 343 с.
4. Smorodin, V. Software-Technological Complex for Adaptive Control of a Production Cycle of Robotic Manufacturing / V. Smorodin, V. Prokhorenko // Open semantic technologies for intelligent systems. – 2022. – № 6. – P. 401–404.
5. Hagan, M.T. Neural networks for control / M.T. Hagan, H.B. Demuth // Proceedings of the 1999 American Control Conference / IEEE. – New York, 1999. – P. 1642–1656.

6. Widrow, B. Pattern-recognizing control systems / B. Widrow, F.W. Smith // Proceedings of Computer and Information Sciences. – Washington, USA. – 1964. – Vol. 12. – P. 288–317.

7. Прохоренко, В.А. Система адаптивного управления технологической операцией лазерной обработки хрупких неметаллических материалов / В.А. Прохоренко, Ю.В. Никитюк, В.С. Смородин // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 4 (61). – С. 78–81.

8. Прохоренко, В.А. Система адаптивного управления технологической операцией лазерной обработки хрупких неметаллических материалов / В.А. Прохоренко, Ю.В. Никитюк, В.С. Смородин // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 4 (61). – С. 78–81.

9. Melanie, M. An Introduction to Genetic Algorithms / M. Melanie. – London: Fifth Printing, 1999. – 158 p.

10. Angeline, P. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks / P. Angeline, G.M. Saunders, J.B. Pollack // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1994. – Vol. 5. – P. 54–65.

11. Stanley, K.O. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies / K.O. Stanley, R. Miikkulainen // Evolutionary computation. – 2002. – Vol. 10. – P. 99–127.

12. Никитюк, Ю.В. Многокритериальная оптимизация параметров лазерной резки кварцевого стекла с применением нейросетевого моделирования и генетического алгоритма / Ю.В. Никитюк, В.А. Прохоренко, А.И. Кулыба // Проблемы физики, математики и техники. – 2023. – № 3 (56). – С. 26–31.

13. Williams, R.J. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning / R.J. Williams // Machine Learning. – 1992. – № 8. – P. 229–256.

Поступила в редакцию 27.03.2025.

Информация об авторах

Прохоренко Владислав Александрович – ст. преподаватель
Смородин Виктор Сергеевич – д.т.н., профессор