

## 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 критерии 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](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](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

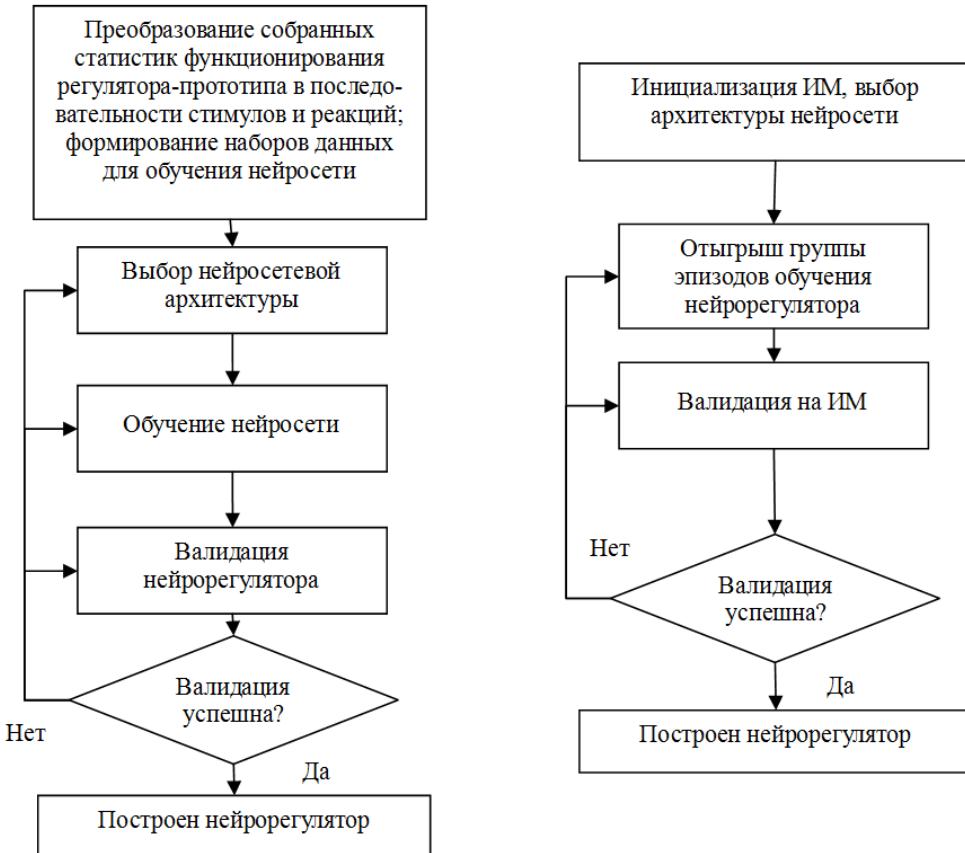


Рисунок 1.1 – Общие схемы синтеза нейрорегуляторов при наличии существующего прототипа (слева) и при осуществлении поиска оптимальной политики выбора действий с применением методов обучения с подкреплением (справа)

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.

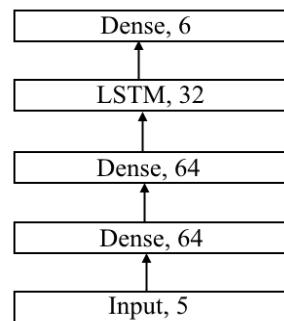


Рисунок 2.1 – Пример рекуррентной архитектуры нейронной сети для моделирования динамики существующего регулятора

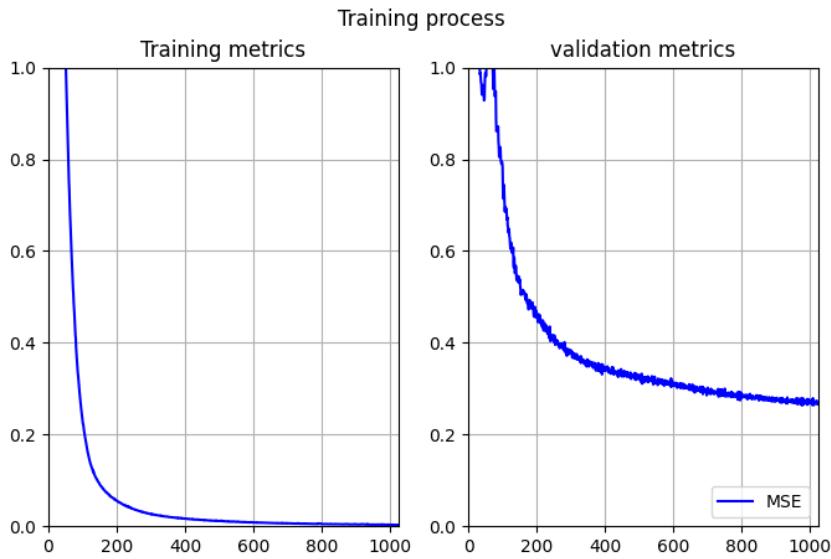


Рисунок 2.2 – Динамика изменения функции потерь (обучения и валидации) в процессе построения нейрорегулятора на базе регулятора-прототипа

### 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).

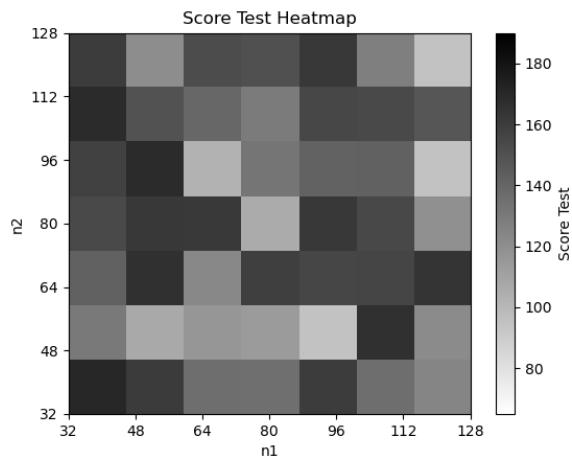


Рисунок 3.1 – Пример тепловой карты средних значений функционала оценки качества адаптации управления при автоматизированном подборе архитектуры нейрорегулятора [8]

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).

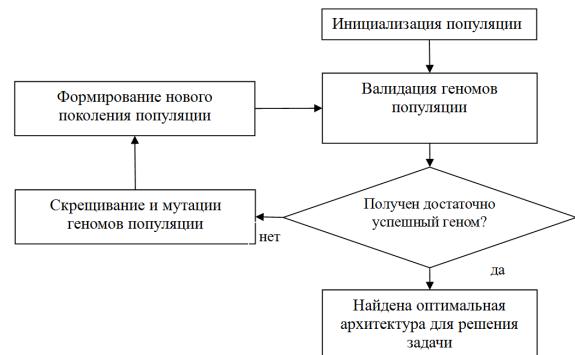


Рисунок 3.2 – Схема эволюционного алгоритма подбора архитектуры нейрорегулятора

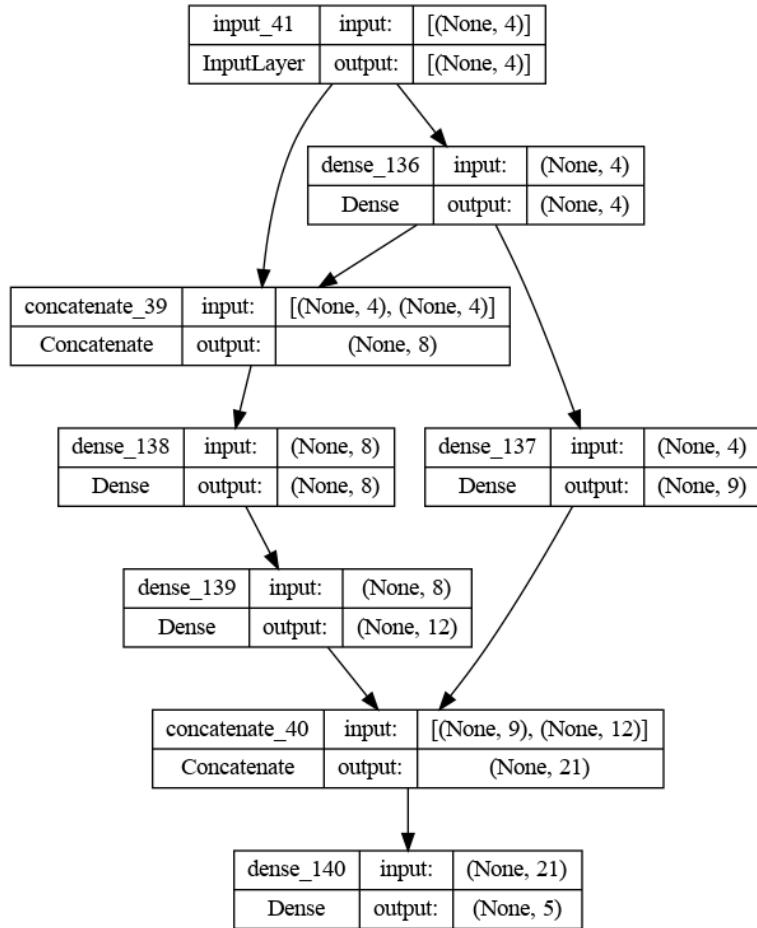


Рисунок 3.3 – Пример архитектуры нейрорегулятора, полученной в результате применения эволюционного алгоритма

#### 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 объём

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 термораскальвания

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;  $R_\sigma$  – компонент оценки максимального напряжения растяжения.

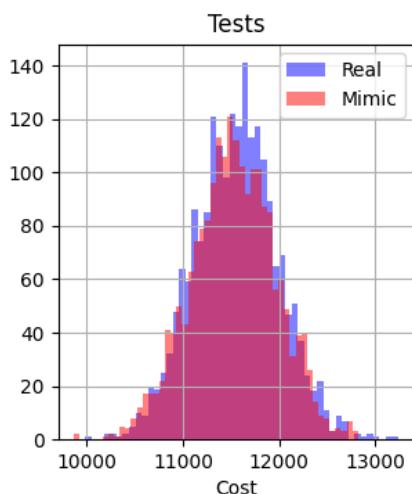


Рисунок 4.1 – Гистограммы распределений суммарных затрат при тестировании штатного регулятора системы и обученного нейрорегулятора

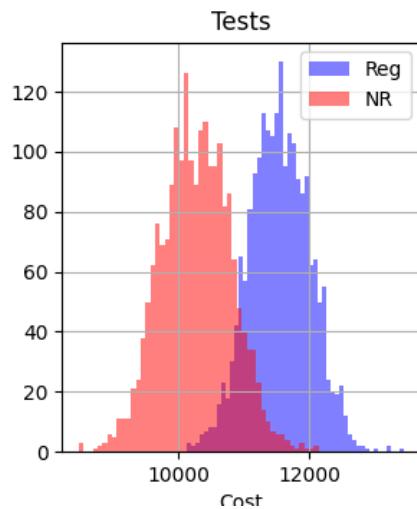


Рисунок 4.2 – Гистограммы распределений времени простоя при тестировании штатного регулятора системы (Reg) и обученного нейрорегулятора (NR)

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.

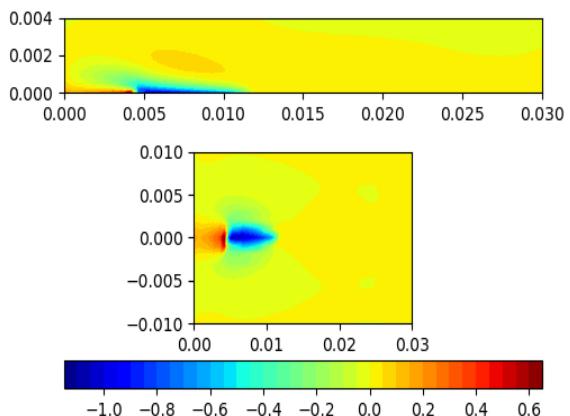


Рисунок 4.3 – Визуализация полей напряжения растяжения на поверхности заготовки из кварцевого стекла

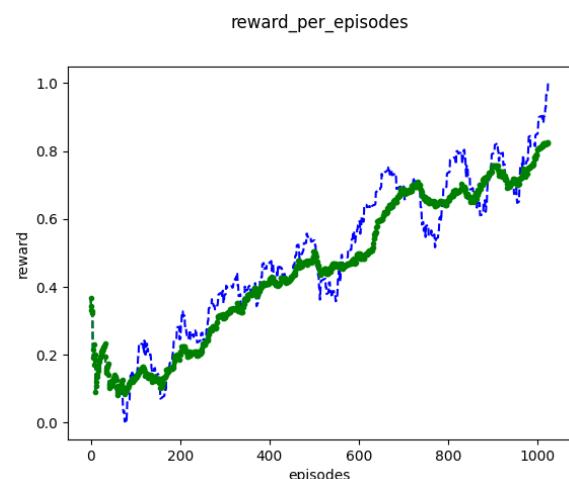


Рисунок 4.4 – Динамика изменения функционала оценки качества адаптации в процессе обучения

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 ( $\sigma_{yy}$ ).

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	$\sigma_{yy}$ , 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. Кулъба // 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