



DOI: 10.22363/2312-8143-2026-27-2-182-192

EDN: KXWSWV

Научная статья / Research article

Алгоритм адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы в нейросетевом вычислительном базисе

В.В. Пьянков[✉], Е.А. Ковалева^{id}, Л.О. Андреева^{id}, В.В. Алексеев^{id}

Российский университет дружбы народов, Москва, Российская Федерация
✉ valeriy.pyankov@gmail.com

История статьи

Поступила в редакцию: 26 декабря 2025 г.
Доработана: 20 февраля 2026 г.
Принята к публикации: 25 февраля 2026 г.

Заявление о конфликте интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Заявление об использовании технологий искусственного интеллекта

При создании настоящей статьи технологии генеративного искусственного интеллекта не использовались.

Заявление о доступности данных

Все данные, полученные в ходе этого исследования, включены в опубликованную статью.

Аннотация. Основная цель работы — разработка алгоритма адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы в нейросетевом вычислительном базисе. Для решения задачи линейного программирования использовалась динамическо-статическая сеть для наглядности интерпретации нейросетевых решений и простоты реализации ограничений в виде неравенств. Алгоритм нейросетевого решения оптимизационной задачи адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы включает в себя следующие этапы: подготовку исходных данных задачи и преобразование их к виду, удобному для представления в нейросетевом базисе; синтез нейронной сети; организацию обращений к нейросети с различными начальными состояниями динамических нейронов в течение отведенного времени и регистрация получаемых решений; выбор наилучшего нейросетевого решения из всех полученных при обращении к сети и интерпретация выбранного решения в рамках исходной задачи. Предложенный алгоритм решает проблему адаптивного управления сложными организационно-техническими системами, содержащими большое число элементов и подсистем и характеризующимися множественностью структур, задающих различные типы отношений между данными элементами и подсистемами.

Ключевые слова: нейронные сети с обратными связями, комбинаторная оптимизация, управление в условиях неопределенности, многомерные системы управления, динамические процессы, динамическо-статическая сеть

Вклад авторов

Пьянков В.В. — сбор и анализ данных, проведение исследований, разработка алгоритма, написание текста статьи; Ковалева Е.А. — научное руководство исследованием, планирование структуры статьи, методологическое сопровождение, редактирование текста; Андреева Л.О., Алексеев В.В. — участие в планировании исследования, научное консультирование, редактирование и доработка текста статьи. Все авторы ознакомлены с окончательной версией статьи и одобрили ее.

Для цитирования

Пьянков В.В., Ковалева Е.А., Андреева Л.О., Алексеев В.В. Алгоритм адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы в нейросетевом вычислительном базисе // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Инженерные исследования. 2026. Т. 27. № 2. С. 182–192. <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2026-27-2-182-192> EDN: KXWSWV

© Пьянков В.В., Ковалева Е.А., Андреева Л.О., Алексеев В.В., 2026



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>

Algorithm for Adaptive Control of Dynamic Processes in an Organizational and Technical System Within a Neural-Network Computational Framework

Valeriy V. Pyankov[✉], Ekaterina A. Kovaleva^{id}, Larisa O. Andreeva^{id}, Vladimir V. Alekseev^{id}

RUDN University, Moscow, Russian Federation

✉ valeriy.pyankov@gmail.com

Article history

Received: December 26, 2025

Revised: February 20, 2026

Accepted: February 25, 2026

Conflicts of interest

The authors declare that there is no conflict of interest.

Statement on the use of artificial intelligence technologies.

No generative artificial intelligence technologies were used in the creation of this article.

Data availability

All data obtained during this study are included in the published article.

Abstract. The main objective of this study is to develop an algorithm for the adaptive control of dynamic processes in an organizational and technical system within a neural-network computational framework. To solve the set linear programming problem, a dynamic-static network was used to provide clear interpretation of neural network solutions and to simplify the implementation of inequality constraints. The algorithm for solving the optimization problem of adaptive control of dynamic processes in an organizational and technical system includes the following stages: preparation of the initial problem data and their transformation into a form convenient for representation in the neural network framework; synthesis of the neural network; organizing accesses to the neural network with different initial states of the dynamic neurons within the allotted time and recording the obtained solutions; selecting the best neural network solution from all those obtained when accessing the network and interpreting the selected solution within the scope of the original problem. The proposed algorithm addresses the problem of adaptive control of complex organizational and technical systems that include a large number of elements and subsystems and are characterized by multiple structures defining various types of relationships between these elements and subsystems.

Keywords: recurrent neural networks, combinatorial optimization, control under uncertainty, multidimensional control systems, dynamic processes, dynamic-static network

Authors' contribution

Pyankov V.V. — data collection and analysis, conducting the research, algorithm development, writing the text of the article; Kovaleva E.A. — scientific supervision of the research, planning of the article structure, methodological support, editing of the manuscript; Andreeva L.O., Alekseev V.V. — participation in research planning, scientific consulting, editing and revision of the manuscript. All authors read and approved the final version of the article.

For citation

Pyankov VV, Kovaleva EA, Andreeva LO, Alekseev VV. Algorithm for adaptive control of dynamic processes in an organizational and technical system within a neural-network computational framework. *RUDN Journal of Engineering Research*. 2026;27(2):182–192. (In Russ.) <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2026-27-2-182-192> EDN: KXWSWV

Введение

Современные автоматизированные системы управления технологическими процессами сложных больших систем — это человеко-машинная система управления, представляющая собой совокупность аппаратно-программных средств, осуществляющая управление и контроль с принятием окончательного решения человеком, персоналом [1–3]. Как известно, цель создания и внедрения автоматизированных систем управления технологическими процессами

в любой области — это автоматизация и/или увеличение эффективности (как правило, ее составляющей — производительности) производственных процессов. Сложность и ответственность принимаемых человеком или автоматической решений по управлению потенциально опасными, рискованными операциями, операциями с высокой стоимостью ошибочных решений не всегда позволяет осуществлять управление в полностью автоматическом режиме.

Объективных причин, не позволяющих автоматизировать производства на 100 %, нес-

колько. Одна из них связана с факторами неопределенности принятия управленческих решений в организационно-технических системах. Теория принятия решений в условиях неопределенности занимала и занимает важнейшее место в современных мировых исследованиях. Неопределенность, понимаемая достаточно широко, рассматривается при этом как неполное, недостоверное знание или незнание компонент, характеристик, показателей и т. д., вплоть до полного незнания математического описания системы, относительно которой принимается решение. При этом принятие решений в условиях риска является частным случаем принятия решения в условиях неопределенности [3–5]. Данная трактовка позволяет развить единый подход ко всем вопросам принятия решений в условиях, отличающихся от полной определенности. Ввиду того что реалистичное принятие решения даже в сравнительно простой обстановке, как правило, связано с отсутствием полной определенности, позволяющей без обращения к идеализации применить детерминированный подход к принятию решения, становится ясным, сколь необходимо для современного центра управления технологическими процессами (ТП) в организационно-технических системах овладение методами принятия решений в условиях неопределенности. В таких случаях привлекаются неформальные методы системного анализа и его формальные методы, использующие математические и логические модели. Могут также использоваться лингвистические методы, опирающиеся на базы знаний, в которых неопределенность отражена лингвистическими средствами. Однако достижению широкого спектром методов и алгоритмов принятия решений необходимой достоверности, точности и оперативности препятствует размерность задачи выбора в условиях параметрической и/или структурной неопределенности. Динамично меняющиеся параметры состояния производственного или бизнес-процесса (например, со временем, в силу технологической деградации или изменений конъюнктуры рынков, уходящие в область параметров,

не наблюдаемую ранее), недоопределенные факторы внешней среды обуславливают необходимость постоянной оптимизации путем выбора соответствующих кортежей управляющих воздействий. Целью любой системы, являющейся системой верхнего уровня над автоматизированной системой управления технологическими процессами (АСУ ТП), в итоге является поиск наилучших условий реализации технологических процессов, проектирование и организация рациональных технологических схем, оптимальных исследований, приводящих к повышению качества функционирования организационно-технических систем.

1. Анализ литературы

Задача определения оптимальных параметров системы управления, т.е. параметров систем автоматизации, доставляющих минимум заданному критерию качества, как правило, решается на основе единственного подхода, основанного на поисковой процедуре, организованной по определенному алгоритму, входящему в состав методов нелинейного программирования [6–8]. В настоящее время известно большое число таких алгоритмов, причем их разнообразие вызвано, с одной стороны, стремлением получить алгоритм, обеспечивающий достаточно быструю сходимость поисковой процедуры, а с другой — учесть отсутствие каких-либо сведений о рельефе целевой функции в условиях как минимум параметрической неопределенности.

Помимо этого, в современном мире приходится иметь дело с многомерным поиском, когда поверхности целевой функции характеризуются наличием оврагов с устойчивыми локальными минимумами и такими областями, в которых кривизна линий разных значений критерия (линий уровней) существенно различается в разных точках. Кроме того, при линейном росте числа управляющих параметров ТП, высокоразмерных векторах управляемых переменных экспоненциально возрастает время поиска в многомерном пространстве состояний [8; 9].

Современные ТП, например в экономике, транспортной отрасли, промышленности характеризуются числом управляющих переменных от десятков до нескольких сотен, переменных состояния — от нескольких сотен до нескольких тысяч. При этом для задач оценки состояния нелинейного ТП в 10–20 взаимосвязанных параметрах и выбора оптимального управления с предварительным измерением, распознаванием этапов, фрагментов ТП в реальном масштабе времени необходимо быстрое действие порядка $10^{12} \dots 10^{15}$ операций в секунду. Достижение указанных показателей для точной (аналитической) обработки с применением существующих методов и средств является проблематичным даже для организационных систем. В этих системах выработка управляющих воздействий осуществляется не в реальном масштабе времени, а использование приближенных методов получения оптимальных решений в ряде случаев неприемлемо.

Можно утверждать, что именно цифровизация ТП, позволяющая учитывать при управлении гигантское число системных и внесистемных факторов влияния, обуславливает высокую (вычислительно нереализуемую классическими методами) размерность состояния объектов управления в современных организационно-технических системах [12; 13].

Таким образом, возникает прагматическое противоречие, с одной стороны, между необходимостью повышения достоверности, точности и оперативности планирования и реализации управления современными ТП в организационно-технических системах, с другой стороны — увеличением размерности и неопределенности их пространства состояний, обуславливающих рост рисков ошибочных управляющих воздействий в комбинаторном пространстве возможных решений.

Современные направления решений задач преодоления проблем экспоненциального взрыва при попытках учета гигантского числа факторов для повышения эффективности и минимизации ошибочных решений концентрируются в направлении приоритетных для данного

применения разделов искусственного интеллекта и максимального коннекционизма однородных вычислительных сред, методологией которых является машинное обучение [10–11; 14–19].

В случае с однородными вычислительными средами речь идет об аппаратных реализациях полносвязных моделей нейронных сетей с Хопфилда (динамических нейронных сетей с обратными связями), на основе моделей физики твердого тела — моделей Изинга и Гейзенберга, а также многослойных архитектур на основе сетей VProp.

Однако именно здесь формируется научное противоречие, связанное с отсутствием научно-методического обеспечения решения задач формирования целевых функций комбинаторной оптимизации и, собственно, интерпретации искомого решения в пространстве параметров динамических систем описываемого класса.

Без разрешения научного противоречия невозможна адаптация моделей и методов решения задач комбинаторной оптимизации большой размерности применительно к многомерным организационно-техническим процессам в условиях структурной и параметрической неопределенности их состояния и факторов внешней среды.

2. Результаты и обсуждение

Сложные организационно-технические системы включают в себя большое число элементов и подсистем и характеризуются множественностью структур, задающих различные типы отношений между данными элементами и подсистемами.

При этом сами процессы создания, эксплуатации и развития систем данного класса также представляют собой сложные процессы, реализация которых на практике с использованием традиционного в таких ситуациях метода проб и ошибок уже становится невозможной по множеству причин (финансовых, экологических, гуманитарных и т. п.) [20; 21].

Одним из направлений решений проблемы автоматического поиска оптимальных управля-

ющих воздействий при управлении такими системами является перевод логики управления в нейросетевой логический базис.

NP-полнота этой оптимизационной задачи позволяет сделать вывод о неэффективности использования для ее решения традиционных вычислительных методов и средств, особенно в условиях возможных ограничений на время решения задачи [22]. Последнее же имеет место в случае возникновения необходимости оперативного формирования нового плана функционирования организационно-технической системы.

Для решения оптимизационных задач целесообразно использовать однослойные сети с обратными связями и обучением без учителя. В частности, для решения задач линейного программирования наиболее пригодными являются динамическо-статические сети, что объясняется наглядностью интерпретации нейросетевых решений и простотой реализации ограничений в виде неравенств [23]. Архитектура такой нейросети представлена на рис.

Существо нейросетевого решения оптимизационных задач основано на свойстве сети минимизировать свою энергию. Нейросеть содержит слой D динамических нейронов и слой S статических нейронов. Динамика сети описывается системой дифференциальных и алгебраических уравнений следующего вида:

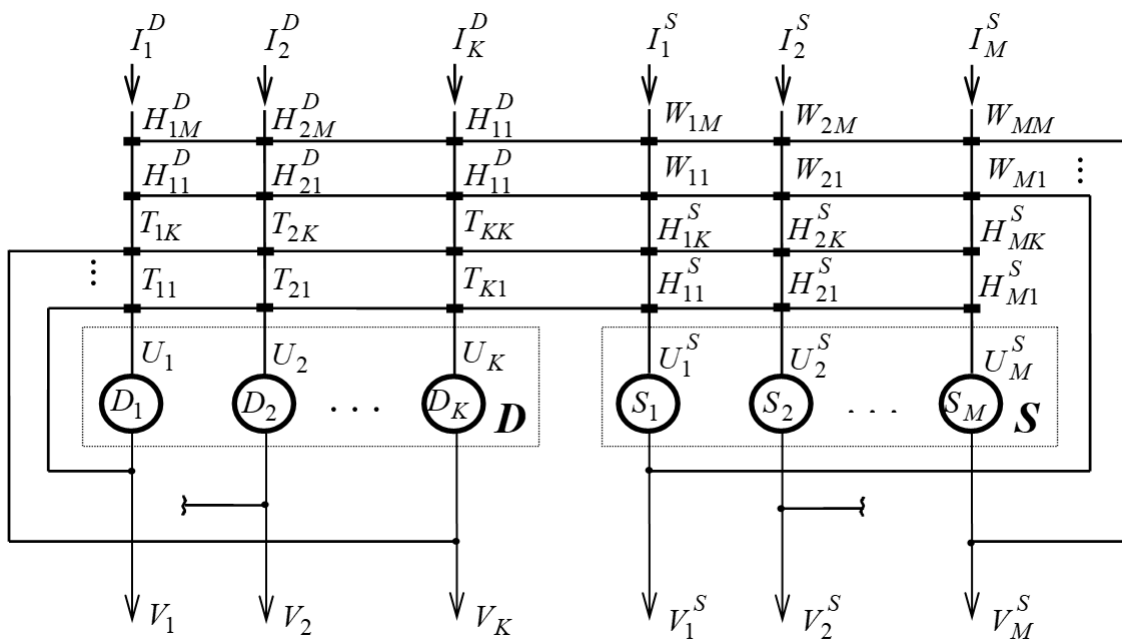
$$\frac{dU_i}{dt} = -\frac{U_i}{\tau_i} + \sum_{j=1}^K T_{ij} V_j - I_i^D + \sum_{l=1}^M H_{il}^D V_l^S; \quad (1)$$

$$U_k^S = \sum_{j=1}^n H_{kj}^S V_j + I_k^S + \sum_{l=1}^m W_{kl} V_l^S; \quad (2)$$

$$V_i = g(U_i), \quad V_i(t_0) = g(U_i(t_0)) = V_i^{(0)},$$

$$V_k^S = g^S(U_k^S), \quad (3)$$

где V_j — выход j -го динамического нейрона, $j = \overline{1, K}$; V_l^S — выход l -го статического нейрона, $l = \overline{1, M}$;



Пример архитектуры динамическо-статической нейросети

Источник: выполнено В.В. Пянковым.

An example of the architecture of a dynamic-static neural network

Source: by V.V. Pyankov

Функция энергии для рассматриваемой системы определяется выражением

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K T_{ij} V_i V_j + \sum_{i=1}^K I_i^D V_i + \sum_{i=1}^K \frac{1}{\tau_i} \int_0^{V_i} g^{-1}(v) dv - \sum_{l=1}^M G(U_l^S), \quad (4)$$

$$\text{где } G(U_l^S) = \int_0^{Y_l} g^S(v) dv.$$

Синтезируем нейронную сеть для решения поставленной задачи планирования. Для удобства представления задачи в нейросетевом базисе V необходимо преобразовать треугольную матрицу $\tilde{X}$ в вектор X^* . Для этого каждому элементу треугольной матрицы $\tilde{X}$ поставим в соответствие элемент вектора X^* : $\tilde{x}_{np} = x_i^*$, где $i = (0, 5n(2N - n - 1) + p)$, $n = \overline{0, N-1}$, $p = \overline{n+1, N}$. Таким образом, $i \in \overline{1, K}$, $K = 0, 5N(N+1)$.

Преобразуем величины и ограничения: $c_i^* = c_n$, $v_i^* = v_n$, где $n = i - (j-1)(N-0,5j)$, $j \in \overline{1, N}$, удовлетворяющие условию

$$j = \min_{j^* \in \overline{1, N}} \left\{ j^* : i \leq j^* (N - 0,5(j^* - 1)) \right\},$$

Преобразуем параметры ограничений

$$\lambda_i^* = \lambda_{np}, \quad d_i^* = \tilde{d}_{np}, \quad (5)$$

$$\text{где } i = (0, 5n(2N - n - 1) + p), \quad n = \overline{0, N-1}, \quad p = \overline{n+1, N}.$$

В итоге формализованная постановка задачи примет следующий вид:

$$X^{*o} = (x_1^{*o}, x_2^{*o}, \dots, x_K^{*o}), \quad x_i^{*o} \in \{0, 1\}, \quad i \in \overline{1, K},$$

что определит такой вектор

$$X^{*o} = \arg \max_{\Omega_{X^*}} \left\{ \Phi(X^*) \right\}, \quad (6)$$

где $\Phi(X^*) = \sum_{i=1}^K x_i^* c_i^*$, а элементы векторов из множества Ω_{X^*} удовлетворяют следующим ограничениям:

$$x_i^* \leq d_i^*, \quad i = \overline{1, K}; \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^K x_i^* \lambda_i^* \leq W_{g'}; \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^K x_i^* v_i^* \leq V_{\text{инф}}; \quad (9)$$

$$\sum_{i=q}^{2q-1} x_{q+(i-q)(N-0,5(i-q+1))}^* \geq \sum_{i=qN+1-0,5q(q-1)}^{(q+1)N-0,5q(q+1)} x_i^*, \quad q = \overline{1, N-1}; \quad (10)$$

$$\sum_{i=nN+1-0,5n(n-1)}^{(n+1)(N-0,5n)} x_i^* \leq 1, \quad n = \overline{0, N-1}; \quad (11)$$

$$\sum_{i=p}^{2p-1} x_{p+(i-p)(N-0,5(i-p+1))}^* \leq 1, \quad p = \overline{1, N}. \quad (12)$$

Компактная запись неравенств (8)–(12) имеет вид

$$\sum_{i=1}^K a_{li} x_i^* \leq b_l, \quad l = \overline{1, M}, \quad (13)$$

где $M = 0, 5N(N+1) + 3N + 1$.

Левая часть неравенства (13) есть l -й элемент вектора, являющегося результатом произведения матрицы A и вектора X^{*T} , а правая часть — элемент вектора B :

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1K} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M1} & a_{M2} & \dots & a_{MK} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{\langle K, K \rangle}^{(1)} \\ \hline A_{\langle 1, K \rangle}^{(2)} \\ \hline A_{\langle 1, K \rangle}^{(3)} \\ \hline A_{\langle N-1, K \rangle}^{(4)} \\ \hline A_{\langle N, K \rangle}^{(5)} \\ \hline A_{\langle N, K \rangle}^{(6)} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} d_1^* \\ \vdots \\ d_K^* \\ W_3 \\ V_{U^{TM}} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (14)$$

где блок-матрица $\mathbf{A}_{\langle K, K \rangle}^{(1)}$ — единичная матрица; $\mathbf{A}_{\langle 1, K \rangle}^{(2)} = (\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_K^*)$ — вектор-строка; $\mathbf{A}_{\langle 1, K \rangle}^{(3)} = (v_1^*, v_2^*, \dots, v_K^*)$ — вектор-строка, а элементы блок-матриц $\mathbf{A}_{\langle N-1, K \rangle}^{(4)}$, $\mathbf{A}_{\langle N, K \rangle}^{(5)}$, $\mathbf{A}_{\langle N, K \rangle}^{(6)}$ определяются следующим образом:

$$a_{li}^{(4)} = \begin{cases} -1, & \text{при } i = l + (k-l)(N-1) - \\ & -0,5(k-l)(k-l-1), \\ & k = \overline{1, 2l-1} \\ 1, & \text{при } lN+1-0,5l(l-1) \leq i \leq \\ & \leq (l+1)N-0,5l(l+1) \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases};$$

$$l = \overline{1, N-1},$$

$$a_{li}^{(5)} = \begin{cases} 1, & \text{при } (l-1)N+1- \\ & -0,5(l-1)(l-2) \leq i \leq \\ & \leq l(N-1)+1-0,5l(l+1) \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases};$$

$$l = \overline{1, N},$$

$$a_{li}^{(6)} = \begin{cases} 1, & \text{при } i = l + (k-l)(N-1) - \\ & -0,5(k-l)(k-l-1), \\ & k \in \overline{1, 2l-1} \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}.$$

Методика синтеза нейронной сети включает в себя три этапа: нейросетевую интерпретацию исходной постановки задачи; конструирование энергетической функции; определение параметров сети:

1. *Нейросетевая интерпретация задачи.* Каждой переменной x_i^* поставим в соответствие выходной сигнал i -го динамического нейрона V_i : $x_i^* \in \{0, 1\} \Leftrightarrow V_i \in \{0, 1\}$. Интерпретируем для нейросети функционал (6) и ограничения (13):

$$V^* = \arg \max_{\Omega_V} \{ \Phi(V) \}, \quad (15)$$

где $\Phi(V) = \sum_{i=1}^K c_i^* V_i$, а состояния выходов V динамических нейронов из множества Ω_V удовлетворяют ограничениям

$$\sum_{i=1}^K a_{li} V_i \leq b_l, l = \overline{1, M}. \quad (16)$$

2. *Конструирование энергетической функции.* Конструируемая энергетическая функция в общем виде имеет вид суммы

$$E^C(V) = E_\Psi^C(V) + E_\beta^C(V) + E_\phi^C(V), \quad (17)$$

где первый компонент обеспечивает при своей минимизации выполнение ограничений (13), минимум второго достигается при равенстве выходных сигналов динамических нейронов нулю или единице.

В развернутом виде конструируемая энергетическая функция может быть представлена следующим образом:

$$E^C(V) = \frac{C_\Psi}{2} \sum_{l=1}^M \left[\Theta \left(\sum_{i=1}^K a_{li} V_i - b_l \right) \right]^2 + \frac{C_\beta}{2} \sum_{i=1}^K V_i (1 - V_i) + C_\phi \sum_{i=1}^K (-c_i^* V_i), \quad (18)$$

где $\Theta(\cdot)$ — штрафная функция, определяемая выражением $\Theta(z) = \begin{cases} z, & z > 0; \\ 0, & z \leq 0. \end{cases}$ C_Ψ, C_β, C_ϕ — положительные коэффициенты.

3. *Определение параметров сети.* Для обеспечения устойчивости динамическо-статической нейросети необходимо, чтобы матрица весов (синаптических коэффициентов) выходов статических нейронов на входе динамических нейронов представляла собой транспонированную матрицу весов (синаптических коэффициентов) выходов динамических нейронов на входе статических нейронов. Приравняем полученное выражение для сконструированной функции (18) выражению (4) и, принимая допущение о том, что функция активации статических нейронов $g^S(\cdot)$ и функция штрафа $\Theta(\cdot)$ за нарушение ограничений совпадают с точностью до константы, определим искомые параметры динамическо-статической сети для решения рассматриваемой задачи:

$$T_{ij} = \delta_{ij} C_{\beta}, \quad I_i^D = -C_{\phi} c_i^* + \frac{C_{\beta}}{2},$$

$$H_{il}^D = -_{\psi} a_{li}; \quad (19)$$

$$W_{kl} = 0, \quad I_l^S = -_{\psi} b_l, \quad H_{li}^S = -C_{\psi} a_{li},$$

$$i, j \in \overline{1, K}, k, l \in \overline{1, M}, \quad (20)$$

где δ_{ij} — символ Кронекера.

Алгоритм нейросетевого решения оптимизационной задачи адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы включает в себя следующие этапы.

1. Подготовка исходных данных задачи и преобразование их к виду, удобному для представления в нейросетевом базисе.

2. Синтез нейронной сети согласно приведенной выше методике.

3. Организация обращений к нейросети с различными начальными состояниями динамических нейронов в течение отведенного времени и регистрация получаемых решений.

4. Выбор наилучшего нейросетевого решения из всех полученных при обращении к сети и интерпретация выбранного решения в рамках исходной задачи.

Под наилучшим нейросетевым решением понимают такой вектор V , при котором достигается наибольшее значение целевого функционала $\Phi(V)$ при условии, что выполнены ограничения (16).

Заключение

Разработан алгоритм адаптивного управления динамическими процессами организационно-технической системы в нейросетевом вычислительном базисе. Необходимость разработки алгоритма обусловлена тем, что сложные организационно-технические системы включают в себя большое число элементов и подсистем и характеризуются множественностью структур, задающих различные типы отношений между данными элементами и подсистемами и обеспечивающих материальное, энергетическое, информационное взаимодействие в них. При этом сами процессы создания, эксплуатации и развития систем данного класса также представляют собой сложные процессы, реализация которых на практике с использованием традиционно используемого в таких ситуациях метода проб и ошибок уже становится невозможной. NP-полнота этой оптимизационной задачи позволяет сделать вывод о неэффективности использования для ее решения традиционных вычислительных методов и средств, особенно в условиях возможных ограничений на время решения задачи. Для решения оптимизационных задач в работе использованы однослойные сети с обратными связями и обучением без учителя. В частности, для решения задач линейного программирования наиболее целесообразными архитектурами определены динамическо-статические сети, что объясняется наглядностью интерпретации нейросетевых решений и простотой реализации ограничений в виде неравенств. Методика синтеза нейронной сети включает в себя три этапа: нейросетевую интерпретацию исходной постановки задачи; конструирование энергетической функции; определение параметров сети.

Список литературы

1. Демидов Я.П. Организационные системы: метрология результативности и инновационные принципы менеджмента // Менеджмент в России и за рубежом. 2013. № 5. С. 126–133. EDN: RUSGRV
2. Бухт Р., Хикс Р. Определение, концепция и измерение цифровой экономики // Вестник международных организаций: образование, наука, новая экономика. 2018. Т. 13. № 2. С. 143–172. EDN: YXBNWX
3. Дворецкий С.И., Дворецкий Д.С., Акулинин Е.И. Постановки задач оптимизации при интегрированном проектировании технологических процессов, аппаратов и систем управления в условиях неопределенности // Вестник Тамбовского государственного технического университета. 2024. Т. 30. № 2. С. 184–195. <https://doi.org/10.17277/vestnik.2024.02> EDN: DBKICR
4. Ryabchikov M.Yu., Ryabchikova E.S. Self-tuning of a neural network controller with an integral estimate of contradictions between the commands of the learning algorithm and memory // Automation and Remote Control. 2018. Vol. 79. P. 327–336. <https://doi.org/10.1134/S000511791802011X> EDN: XXVCAH
5. Sheridan T.B. Human-robot interaction: status and challenges // Human Factors. 2016;58(4), 525–532. <https://doi.org/10.1177/0018720816644364> EDN: XXVCAH
6. Pushpavanam S. (ed.) Control and Optimisation of process systems. Advances in chemical engineering // Academic Press (Elsevier). 2013. Vol. 43. ISBN 9780123965240
7. Marlin T.E. Process Control: Designing Processes and Control Systems for Dynamic Performance. McGraw-Hill Education Publ.; 2015. 1008 p. ISBN 0070393621, 9780070393622
8. Чекмаев С.Ю. Оптимизация режимов работы автоматической системы управления технологическим процессом // Электротехнические и информационные комплексы и системы. 2008. Т. 4. № 4. С. 3–8. EDN: JUSPJD
9. Ротач В.Я. Теория автоматического управления: соответствуют ли ее основные положения действительности? // Промышленные АСУ и контроллеры. 2007. № 3. С. 1–5. EDN: KYCUZX
10. Лукин Н.А. Бортовые функционально-ориентированные процессоры на основе однородных вычислительных сред для мобильных систем реального времени // Фундаментальные исследования. 2015. № 12-5. С. 924–929. EDN: VLDBRB
11. Лукин Н.А., Филимонов А.Ю. Технологии программирования алгоритмов на архитектурах однородных вычислительных сред // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2017. № 40. С. 61–70. <https://doi.org/10.17223/19988605/40/7> EDN: ZHJMDX

12. Борисов В.В., Бычков И.А., Дементьев А.В., Соловьев А.П., Федюлов А.С. Компьютерная поддержка сложных организационно-технических систем. Москва : Горячая линия — Телеком, 2002. 154 с. ISBN 5-93517-111-2
13. Дадаян Л.Г. Организационные системы: моделирование и управление. Москва : Инфра-Инженерия, 2022. 180 с. ISBN 978-5-9729-0826-4 EDN: YKERZN
14. Бурцев М.С., Бухвалов О.Л., Ведяхин А.А. и др. Сильный искусственный интеллект: На подступах к сверхразуму. Москва : Альпина паблишер: Интеллектуальная литература, 2021. 232 с. ISBN 978-5-907394-18-6
15. Haykin S. Neural networks and learning machines. 3rd ed. Pearson Education; 2009. ISBN 9780131471399
16. Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning. Springer Publ., 2006. ISBN 978-0-387-31073-2
17. Latorre Carmona P., Sánchez J.S., Fred A.L.N. Mathematical methodologies in pattern recognition and machine learning: Contributions from ICPRAM 2012. Springer Proceedings in Mathematics & Statistics. Vol. 30. Springer Publ., 2014. 196 p. ISBN 978-1-4614-5075-7
18. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. MIT Press, 2016. ISBN 9780262035613.
19. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. Vol. 521. P. 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
20. Garey M.R., Johnson D.S. Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness. San Francisco : W.H. Freeman Publ., 1979. 338 p. ISBN 0716710455
21. Freeman J.A., Skapura D.M. Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques. Reading, MA: Addison-Wesley Publ., 1992. 401 p. ISBN 0201513765
22. Nocedal J., Wright S.J. Numerical optimization. 2nd ed. New York : Springer Publ., 2006. ISBN 978-0-387-30303-1
23. Терехов В.А. Управление в динамических системах: современные задачи и подходы // Известия ЮФУ. Технические науки. 2011. № 6. С. 20–29. EDN: NWHFJN

References

1. Demidov YaP. Organizational systems: performance metrology and innovative management principles. *Management in Russia and Abroad*. 2013;(5):126–133. (In Russ.) EDN: RUSGRV
2. Bukht R, Heeks R. Defining, conceptualising and measuring the digital economy. *International Organisations Research Journal*. 2018;13(2):143–172. (In Russ.) EDN: YXBNWX
3. Dvoretzky SI, Dvoretzky DS, Akulinin EI. Setting optimization problems in the integrated design of techno-

logical processes, devices and control systems in conditions of uncertainty. *Transactions of the Tambov State Technical University*. 2024;30(2):184–195. (In Russ.) <https://doi.org/10.17277/vestnik.2024.02.pp.184-195> EDN: DBKICR

4. Ryabchikov MYu, Ryabchikova ES. Self-tuning of a neural network controller with an integral estimate of contradictions between the commands of the learning algorithm and memory. *Automation and Remote Control*. 2018;79:327–336. <https://doi.org/10.1134/S000511791802011X>

5. Sheridan TB. Human–robot interaction: status and challenges. *Human Factors*. 2016;58(4):525–532. <https://doi.org/10.1177/0018720816644364>

6. Pushpavanam S. *Control and optimization of process systems. Advances in chemical engineering*. Elsevier Science, 2013;43. ISBN 978-0-12-396524-0

7. Marlin TE. *Process Control: Designing processes and control systems for dynamic performance*. New York: McGraw-Hill Education, 2015. ISBN 978-0-07-039362-2

8. Chekmaev SU. Optimization of operating modes of an automatic control system by technological process. *Electrical and Data Processing Facilities and Systems*. 2008;4(4):3–8. (In Russ.) EDN: JUSPJD

9. Rotach VYa. Automatic control theory: do its basic concepts comply with the reality? *Industrial ACS and Controllers*. 2007;(3):1–5. (In Russ.) EDN: KYCUZX

10. Lukin NA. On-board functional oriented processors based on homogenous computer environment for mobile real-time systems. *Fundamental Research*. 2015; (12-5):924–929. (In Russ.) EDN: VLDBRB

11. Lukin NA, Filimonov AYu. Programming technologies for algorithms on homogeneous computing architectures. *Tomsk State University Journal of Control and Computer Science*. 2017;(40):61–70. (In Russ.) <https://doi.org/10.17223/19988605/40/7> EDN: ZHJMDX

12. Borisov VV, Bychkov IA, Dementiev AV, Soloviev AP, Fedulov AS. *Computer support of complex organizational-technical systems*. Moscow: Goryachaya Liniya — Telekom; 2002. (In Russ.) ISBN 5-93517-111-2

13. Dadayan LG. *Organizational systems: Modeling and management*. Moscow: Infra-Engineering; 2022. ISBN 978-5-9729-0826-4. (In Russ.) EDN: YKERZN

14. Burtsev MS, Bukhvalov OL, Vedyakhin AA, et al. *Strong Artificial Intelligence: On the Threshold of Super-intelligence*. Moscow: Alpina Publ.; 2021. (In Russ.) ISBN 978-5-907394-18-6

15. Haykin S. *Neural networks and learning machines*. 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education Publ., 2009. ISBN 978-0-13-147139-9

16. Bishop CM. *Pattern recognition and machine learning*. New York: Springer Publ.; 2006. ISBN 978-0-387-31073-2

17. Latorre Carmona P, Sánchez JS, Fred ALN. Mathematical methodologies in pattern recognition and machine learning: Contributions from ICPRAM 2012. *Springer Proceedings in Mathematics & Statistics*. Springer Publ.; 2012. ISBN 978-1-4614-5075-7

18. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MA: MIT Press; 2016. ISBN 978-0-262-03561-3

19. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521:436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

20. Garey MR, Johnson DS. *Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness*. San Francisco: W.H. Freeman; 1979. ISBN 0-7167-1045-5

21. Freeman JA, Skapura DM. *Neural networks: Algorithms, applications, and programming techniques*. Reading, MA: Addison-Wesley Publ.; 1992. ISBN 0-201-51376-5

22. Nocedal J, Wright SJ. *Numerical optimization*. 2nd ed. New York: Springer Publ.; 2006. ISBN 978-0-387-30303-1

23. Terekhov VA. Control in dynamical systems: modern challenges and approaches. *Proceedings of Southern Federal University. Engineering Sciences*. 2011;(6):20–29. (In Russ.) EDN: NWHFJN

Сведения об авторах

Пьянков Валерий Валерьевич, аспирант кафедры инновационного менеджмента в отраслях промышленности, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; eLIBRARY SPIN-code: 8494-9430, ORCID: 0009-0003-5760-6732; e-mail: valeriy.pyankov@gmail.com

Ковалева Екатерина Александровна, кандидат экономических наук, доцент кафедры инновационного менеджмента в отраслях промышленности, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; Scopus Author ID 57195917491, Researcher ID G9799-2017, eLIBRARY SPIN-код: 1654-4395, ORCID: 0000-0002-4937-528X; e-mail: kovaleva_ea@rudn.ru,

Андреева Лариса Олеговна, кандидат педагогических наук, доцент кафедры инновационного менеджмента в отраслях промышленности, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; eLIBRARY SPIN-код: 2258-3926, ORCID: 0000-0002-3587-7350; e-mail: andreeva_lo@rudn.ru

Алексеев Владимир Витальевич, доктор технических наук, профессор кафедры механики и процессов управления, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, Российская Федерация, 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; eLIBRARY SPIN-код: 9320-9713, ORCID:0000-0002-0398-4426; e-mail: vvalex1961@mail.ru

About the authors

Valeriy V. Pyankov, PhD student, Department of Innovation Management in Industries, Academy of Engineering, RUDN University, 6 Miklukho-Maklaya St, Moscow, 117198, Russian Federation; eLIBRARY SPIN-code: 8494-9430, ORCID: 0009-0003-5760-6732; e-mail: valeriy.pyankov@gmail.com

Ekaterina A. Kovaleva, PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Innovation Management in Industries, Academy of Engineering, RUDN University, 6 Miklukho-Maklaya St, Moscow, 117198, Russian Federation; Scopus Author ID 57195917491, Researcher ID G9799-2017, eLIBRARY SPIN-code: 1654-4395, ORCID: 0000-0002-4937-528X; e-mail: kovaleva_ea@rudn.ru

Larisa O. Andreeva, PhD in Pedagogical Sciences, Associate Professor of the Department of Innovation Management in Industries, Academy of Engineering, RUDN University, 6 Miklukho-Maklaya St, Moscow, 117198, Russian Federation; eLIBRARY SPIN-код: 2258-3926, ORCID: 0000-0002-3587-7350; e-mail: andreeva_lo@rudn.ru

Vladimir V. Alekseev, DSc in Technical Sciences, Professor of the Department of Mechanics and Control Processes, Academy of Engineering, RUDN University, 6 Miklukho-Maklaya St, Moscow, 117198, Russian Federation; eLIBRARY SPIN-code: 9320-9713, ORCID:0000-0002-0398-4426; e-mail: vvalex1961@mail.ru