

Интернет-журнал «Транспортные сооружения» / Russian Journal of Transport Engineering <https://t-s.today>

2021, №3, Том 8 / 2021, N 3, Vol. 8 <https://t-s.today/issue-3-2021.html>

URL: <https://t-s.today/PDF/01SATS321.pdf>

DOI: 10.15862/01SATS321 (<https://doi.org/10.15862/01SATS321>)

Планирование ресурсов технологического процесса строительства объектов железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети

Полянский А.В.

ФГАОУ ВО «Российский университет транспорта», Москва, Россия

Автор, ответственный за переписку: Полянский Алексей Викторович, e-mail: polal_82@mail.ru

Аннотация. Статья посвящена теоретическим и практическим исследованиям в области планирования ресурсов технологического процесса строительства объектов железнодорожного пути с применением искусственных нейронных сетей. Исследование является частью разрабатываемой подсистемы инженерно-технического сопровождения железнодорожного строительства — инженерно-интеллектуального обеспечения технологических процессов строительства объектов железнодорожного пути. В основе подсистемы лежит эффективное использование автоматизированных систем с элементами искусственного интеллекта. Это обусловлено возникновением в ходе реализации технологического процесса отклонений от плановых требований, вследствие стохастичности железнодорожного строительства, и необходимостью оперативного пересмотра уже принятых решений. Существующие методики позволяют осуществлять коррекцию организации строительных работ, однако, технология остается неизменной, что продиктовано требованиями проектной документации и безопасности ведения работ. Для придания гибкости технологическому процессу с целью подстройки к меняющимся условиям производства работ необходимо обеспечить оперативное решение задачи ресурсного планирования. Особенности существующих методов ресурсного планирования, размерность решаемой задачи и необходимость учета ряда ограничений позволяют использовать

средства искусственного интеллекта. В связи с этим была разработана методика и расчетно-логическая модель планирования ресурсов (трудовых, технических) технологических процессов строительства объектов железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети. Такой подход обусловлен отсутствием точных алгоритмических действий или правил, способных обеспечить без формальных усложнений искомый результат. Также автором был разработан специальный программный модуль, подготовлена выборка данных, топологическая структура искусственной нейронной сети и реализованы алгоритм её обучения, настройка и тестирование. На основе результатов теоретического исследования и применения программного модуля в статье представлены практические аспекты планирования ресурсов технологического процесса возведения подтопленной насыпи железнодорожного земляного полотна.

Результаты, приведённые в статье, получены в ходе диссертационного исследования, выполненного автором.

Ключевые слова: железнодорожное строительство; технологический процесс; ресурсы; объект железнодорожного пути; номенклатура работ; методы искусственного интеллекта; искусственная нейронная сеть

Resource planning of the railway facilities construction technological process with the use of an artificial neural network

Aleksey V. Polyanskiy

Russian University of Transport, Moscow, Russia

Corresponding author: Aleksey V. Polyanskiy, e-mail: polal_82@mail.ru

Abstract. The article is dedicated to theoretical and practical research in the resource planning field for the railway facilities' construction technological process using artificial neural networks. The study is a part of the subsystem in the development of railway construction engineering and technical maintenance — engineering and technical maintenance of railway facilities construction technological process. The subsystem is based on the effective automated systems use with elements of artificial intelligence. This is caused by deviations occurrence from the target requirements during the technological process implementation, due to the railway construction stochasticity, and the need for a prompt revision of the already made decisions. The existing methods allow us to correct the construction work organization, however, the technology remains unchanged, which is dictated by the design documentation and the work safety requirements. To give technological process flexibility in order to adapt to work changing conditions, it is necessary to provide an operational solution to the resource planning problem. The existing resource planning methods peculiarities, the current problem

dimension, and the need to take into account a number of restrictions allow us to use artificial intelligence tools. In this regard, a methodology and a railway facilities construction technological process resource planning (labor, technical) computational-logical model with the artificial neural network use were developed. This approach is based on the lack of precise algorithmic actions or rules that can provide the desired result without formal complications. Also, the author has developed a special software module, prepared a data sample, an artificial neural network topological structure, and implemented an algorithm for its training, configuration, and testing. Based on the theoretical research and software module application results, the article presents the practical aspects of resource planning for the railway roadbed flooded embankment erection technological process.

Keywords: railway construction; technological process; resources; railway track object; nomenclature of works; artificial intelligence methods; artificial neural network

Данная статья доступна по лицензии Creative Commons “Attribution” («Атрибуция») 4.0 Всемирная

This article is available under the Creative Commons “Attribution” 4.0 Global License



Введение

Introduction

Современные темпы строительства и реконструкции железных дорог, в частности объектов железнодорожного пути (ОЖДП), в условиях цифровой экономики повышают уровень ответственности транспортных строителей. В связи с этим возникает необходимость в развитии существующих подходов к технологической подготовке, разработке и реализации технологических процессов (ТП) в железнодорожном строительстве (ЖДС). По сути, это означает необходимость совершенствования существующей системы инженерно-технического сопровождения (ИТС) ЖДС. И ключевой особенностью здесь является обеспечение технологической гибкости строительных (подрядных) организаций (СПО) с позиции быстрого реагирования на изменяющиеся производственные условия [1].

На первый план выходят задачи интеллектуализации деятельности СПО на всех уровнях организационно-технологической подготовки ЖДС: от оценки конструктивных решений до создания организационно-технологической документации (ОТД) на строительство объектов железнодорожного пути (ОЖДП) в автоматизированном режиме [2].

Назрела необходимость создания новых методов разработки ТП с применением методов и средств искусственного интеллекта (ИИ) для наделения автоматизированных систем возможностью быстрого реагирования на изменение производственной ситуации и учёта особенностей строящегося ОЖДП.

Все вышеуказанное может быть достигнуто путем совершенствования существующей системы ИТС ЖДС за счет внедрения подсистемы инженерно-интеллектуального обеспечения технологического процесса (ИИОТП) строительства ОЖДП [1; 2].

В подсистеме ИИОТП предложена общая последовательность разработки и реализации ТП на уровне простого технологического процесса (ПТП), которая включает необходимость формирования его структуры, определение средств технологического оснащения, расчёт параметров строительства. Следует подчеркнуть, что в задачу ИИОТП входит эффективное использование ЭВМ и программного обеспечения с элементами ИИ, ориентированных на достижение единого конечного результата: готового ОЖДП соответствующего функционального назначения в установленные сроки, запланированной себестоимостью и трудозатратами, а также отвечающего современным требованиям безопасности в течение всего периода эксплуатации.

В работах [3–5] рассмотрены процедуры интеллектуализации этапов разработки и реализации ТП строительства ОЖДП путем разработки расчетно-логических моделей, основанных на использовании средств ИИ — экспертной системы, генетического алгоритма.

Планирование ресурсов ТП является частью разработки ТП в ОТД. Необходимость учета ресурсной оснащенности СПО, условий производства работ, а также необходимость быстрого реагирования на различные изменения в ЖДС потребовала поиска нового инструментария для создания расчетно-логической модели с применением методов ИИ. В данной работе будет рассмотрена возможность применения искусственной нейронной сети (ИНС) для планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП.

1. Особенности планирования ресурсов технологических процессов в железнодорожном строительстве

1. Resource planning of the railway facilities construction technological process peculiarities

Основным средством индустриализации ЖДС выступает его комплексная механизация, основными задачами которой являются повышение технического уровня производства СМР, производительности труда, качества ОЖДП, а также снижение трудоемких, утомительных операций и себестоимости. Свойственное ЖДС разнообразие ОЖДП и условий производства работ определяет широкий спектр составов бригад/звеньев, машин и оборудования [6].

Также известно, что один и тот же ТП можно реализовать различными сочетаниями (комплектами) машин, которые могут отличаться как принципом работы, так и конструктивно-техническими параметрами. Так, например, если ТП включает только пять ПТП, а каждый ПТП может быть выполнен четырьмя различными техническими средствами, то число вариантов реализации ТП составит $4^5 = 1024$. Такие особенности разработки и реализации ТП приобретают особое значение для ЖДС.

Для эффективного ведения СМР и введения в эксплуатацию ОЖДП в заданный срок требуется своевременно обеспечить ТП необходимыми ресурсами в нужном количестве. Это позволит реализовать современные технологии на основе высокопроизводительной техники и прогрессивных методов труда, с целью обеспечения требуемых технико-экономических показателей ЖДС по продолжительности, трудоемкости и стоимости [7].

При определении потребных ресурсов для реализации ТП, учитываются все необходимые рабочие параметры (технологическая нормаль): наименование строительных работ, технические средства и их параметры, условия производства работ, объемы работ, дальность транспортировки, актуальность норм и их обоснования, машиноёмкость, трудоемкость, цена машино-часа, стоимость работы [6].

Важную роль при разработке и последующей реализации ТП играет максимальная степень совмещения работ. Это достигается за счет организации ритмичного потока и группировки номенклатуры работ. Фактически необходимо обеспечить постоянное соотношения между трудоёмкостью и численностью рабочих в бригадах.

Таким образом, на выбор состава бригады будет влиять вид строящегося ОЖДП. При этом бригады могут быть специализированные (звеньев ориентированы на выполнение определенного вида работ) и комплексные (состоят из звеньев разной специализации).

Состав бригад обеспечивается следующими условиями:

- возможностью размещения рабочих, машин и механизмов на каждой захватке;
- примерно равной продолжительностью выполнения ПТП всеми специализированными звеньями;
- занятостью рабочих по своим основным специальностям;
- постоянством состава и механовооруженности бригад в ТП.

Расчет численности бригад осуществляется с учетом:

- трудоёмкости ПТП;
- технологической последовательности реализации ПТП;
- продолжительности реализации ПТП.

Необходимо отметить, что продолжительность (ритм) каждого ПТП на захватках зависит от времени работы ведущей машины. В случае если ПТП включает механизированные и немеханизированные работы, то принимается продолжительность, большая из рассчитанных. Полученные значения округляются с точностью до дня.

ТП может быть реализован различными способами, отличающимися степенью механизации и автоматизации работ. ПТП выполняется либо отдельными машинами, которые работают как единая система, последовательно выполняя операции (непрерывным потоком), либо комплектами машин.

При подборе технических средств, с учетом ресурсной оснащенности СПО и эффективности их использования, отдается предпочтение машинам с гидравлическим приводом, сменными рабочим оборудованием и захватами, а также машинам с автоматическим управлением. Также производится увязка рабочих параметров и габаритов машин с размерами строящихся ОЖДП (например, малые сечения ЖДЗП (насыпей или выемок) вынуждают использовать сравнительно небольшие машины даже при очень больших объемах работ).

Таким образом, при выборе машин для ПТП учитываются [6]:

- конструктивные решения ОЖДП;
- объем работ;
- общая продолжительность работ;
- вид и физико-механические свойства материалов;
- дальность транспортировки материалов;
- климатические и погодные условия.

Выбор выполняется в два этапа:

1. обосновываются возможные варианты для заданных условий (не менее двух–трех);
2. определяются технико-экономические показатели для этих вариантов и выбирается оптимальный (трудоемкость, машиноёмкость, выработка на одного рабочего, стоимость работ).

Потребное число машин (в том числе, в составе комплекта) устанавливается с учетом их полной загрузки работой и данных о машиноёмкости по каждому ПТП. Для этого все ПТП делятся на группы с целью обеспечения их независимого выполнения друг от друга по времени, но в рамках технологической последовательности. Важно отметить, что при установлении необходимого количества машин определенного типа за единицу принимается та машина, потребность в которой является минимальной.

Рассмотренные особенности планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП и современные требования к разработке ОТД, требуют оперативности в получении результата, учета возможностей и особенностей работы СПО, а также ограничений и условий в производстве строительных работ. В то же время их большая размерность и разнообразие возможных результатов требует аналитического подхода к выбору аппарата моделирования.

Большие возможности перед решением вышеуказанных задач в рамках разработки ТП открывает применение теории сетей с нейроподобными элементами и развитие нейросетевых технологий. Эти возможности значительно отличаются от использования традиционных подходов.

2. Разработка процедуры планирования ресурсов технологического процесса строительства объекта железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети

2. Development of a resource planning procedure for the railway facilities construction technological process using an artificial neural network

Анализ работ [8–11], связанных с применением ИНС для решения инженерно-технических задач, показал, что нейросетевое моделирование имеет определенные преимущества перед традиционными математическими методами в следующих ситуациях:

- задача, имеющая элементы неопределенности, не поддается адекватной формализации;
- задача формализуема, но существующий математический аппарат не позволяет ее решить;
- задача решается, но результаты решения не соответствуют определенным требованиям (точность, оперативность, качество решения).

В настоящее время количество таких задач стремительно возрастает, также увеличивается размерность и их решение в нейросетевом логическом базисе становится вполне реальным с учетом тех достижений, которые были получены в результате более чем 50-летнего научного исследования в этой области [12–14].

Решение этих задач основано на разработке многослойной ИНС. Это объясняется следующими причинами [15–25]:

- многослойная ИНС позволяет создавать сложные, нелинейные связи между входными данными и выходными параметрами;
- невозможно для решаемой задачи задать такие варианты, которые охватывали бы все возможные ситуации. Поэтому необходимо обучить ИНС на ограниченном количестве примеров: исходных данных и результатов, а затем позволить ей самостоятельно

генерировать правильные результаты в зависимости от вводимых исходных данных. Способность генерировать правильные результаты не входящих в набор обучающих, является ключевым фактором при создании ИНС;

- ИНС представляет собой строго заданную функцию, которая обеспечивает взаимодействие выбранным сочетанием исходных данных. Незначительное изменение параметров может существенно сказаться на решении, что способствует получению более точного результата;
- в основе ИНС лежит имитация работы мозга. Информация передается между нейронами, а структура и вес нервных окончаний определяют поведение сети.



Рисунок 1. Схема планирования ресурсов технологического процесса строительства объекта железнодорожного пути в интеллектуальном режиме с применением искусственной нейронной сети (разработано автором)

Figure 1. Scheme of resource planning for the railway facilities construction technological process in a Smart Mode using an artificial neural network (developed by the author)



Рисунок 2. Схема математического моделирования искусственной нейронной сети для планирования ресурсов технологического процесса строительства объекта железнодорожного пути (разработано автором)

Figure 2. Mathematical modeling scheme of an artificial neural network for resource planning for the railway facilities construction technological process (developed by the author)

Как уже отмечалось ИНС позволяет решить задачу, для которой не существует точных алгоритмических действий или правил, способных обеспечить без формальных усложнений искомый результат. Указанные обстоятельства позволяют воспользоваться возможностями ИНС для решения задачи планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП. На рисунке 1 представлена схема планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП в интеллектуальном режиме с применением ИНС.

Процедура нейросетевого планирования ресурсов представлена на рисунке 2.

Первый этап — формирование входных данных и выходных параметров. Устанавливаются входные данные и выходные параметры модели, а также структура компонент векторов: входного X и выходного Y .

Содержимое компоненты входного вектора X определяют данные, оказывающие существенное влияние на результат. Соответственно содержимое компоненты выходного вектора Y должно быть адекватно входным данным.

Содержимое компонент векторов представляет собой числа, кодирующих наличие или отсутствие признаков ресурсного обеспечения ТП. Для этого используется десятибалльная система кодирования.

Входные данные:

- X_1 — категория «Строительные работы» — содержит данные, определяющие особенности технологии строительства ОЖДП (ЖДЗП, ВСП, ИССО и т. д.);
- X_2 — категория «Название работы» — содержит данные, определяющие название работ в соответствии с ГЭСН, ФССЦ, ФСЭМ и др.;
- X_3 — категория «Объем работ» — содержит данные, определяющие диапазоны объемов работ для различных категорий и видов работ;
- X_4 — категория «Материал» — содержит данные, определяющие виды и свойства строительных материалов необходимых для выполнения строительных работ;
- X_5 — категория «Условия производства работ» — содержит данные, определяющие возможные состояния реализации ТП.

Выходные параметры:

- Y_1 — категория «Состав звена/бригады» — содержит параметры, определяющие состав бригады или звена с учетом возможностей СПО, вида и условий производства работ;

- Y_2 — категория «Технические средства» — содержит параметры, определяющие параметры (виды, модификации) машин или оборудования с учетом возможностей СПО, вида и условий производства работ;
- Y_3 — категория «Количество» — содержит значения, определяющие количество или диапазон количества ресурсов для выполнения работ с учетом возможностей СПО и условий производства.

На рисунке 3 представлен пример кодирования входных данных и выходных параметров для обучающей выборки планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП.

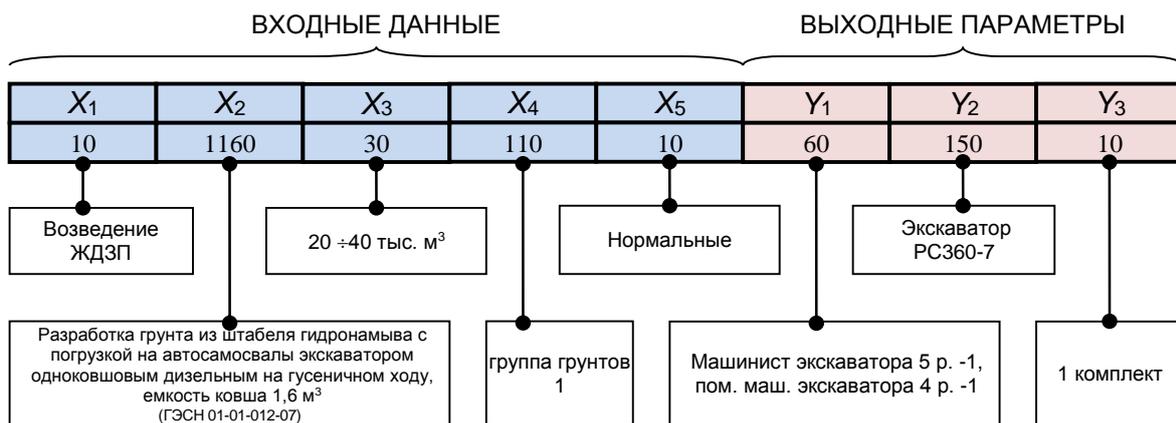


Рисунок 3. Пример кодирования входных данных и выходных параметров для обучающей выборки планирования ресурсов технологического процесса строительства объекта железнодорожного пути (разработано автором)

Figure 3. A coding example of input data and output parameters for a training set of resource planning for the railway facilities construction technological process (developed by the author)

Второй этап — подготовка исходных данных. В результате обработки содержимого входных и выходных данных формируются соответствующие векторы в виде множества пар (выборки) $X_{dm}-Y_{dm}$ ($dm = 1, \dots, DM$), где такая пара составляет пример, характеризующий область разработки и реализации ТП строительства ОЖДП.

Значения компонент векторов X_{dm} и Y_{dm} сформированы на основе ресурсной оснащенности СПО, условий, требований, особенностей и стоимости производства работ (реализации ПТП) в рамках ТП строительства ОЖДП. Для этого были использованы сведения, содержащиеся в сборниках Федеральной сметно-нормативной базы (ФСНБ) (ГЭСН, ФЕР, ТЕР, ФССЦ, ФССЦпг и др.), нормативно-технической и организационно-технологической документации.

Выборка примеров разбита на обучающую S_L и тестирующую S_T . Объем тестирующей выборки составляет 15 % от обучающего. Объем

обучающей выборки определен по формуле: $DM = 7N_x + 15$ [26], в которой N_x — количество входных параметров ИНС.

Помимо обучающей и тестирующей выборок, сформирована еще и подтверждающая выборка S_p из примеров, относящихся к области планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП, но не пересекающаяся ни с выборкой S_L , ни с выборкой S_p . Объем выборки S_p составил порядка 10 % от объема выборки S_L .

Подавая данные (параметры ТП строительства ОЖДП), на входы ИНС, будет формироваться некоторый набор данных (ресурсы ТП) на выходах ИНС. Таким образом, работа ИНС будет заключаться в преобразовании входного вектора данных в выходной. Для этого необходимо определить структуру ИНС, количество синаптических связей между нейронами и их веса.

Третий этап — проектирование структуры ИНС. Структура ИНС определена с учетом исходных данных и рекомендаций для нейросетевого моделирования [26].

1. Количество входных нейронов $N_x = 5$, что соответствует размерности входного вектора X ;
2. Количество выходных нейронов $N_y = 3$, что соответствует размерности выходного вектора Y ;
3. Количество скрытых слоев, установлено эмпирически путем последовательной корректировки с целью повышения качества работы ИНС;
4. Количество нейронов в скрытых слоях рассчитано, согласно теореме Арнольда — Колмогорова — Хехт-Нильсена, с помощью формул (1), (2);

$$\frac{N_y DM}{1 + \log_2(DM)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{DM}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y, \quad (1)$$

где N_y — количество нейронов выходного слоя;

DM — количество элементов обучающей выборки;

N_w — необходимое количество синаптических связей;

N_x — количество нейронов входного слоя.

$$\frac{3 \cdot 100}{1 + \log_2(100)} \leq N_w \leq 3 \left(\frac{100}{5} + 1 \right) (5 + 3 + 1) + 3,$$
$$40 \leq N_w \leq 570,$$

Определив необходимое количество синаптических связей N_w , можно вычислить количество нейронов в скрытых слоях

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}, \quad (2)$$

где N — необходимое количество нейронов в скрытых слоях.

$$5 \leq N \leq 72,$$

$$N \approx 39.$$

В результате была сформирована структура ИНС, состоящая из нейронов, связанных между собой. Нейроны представляют собой преобразовательные элементы, имеющие:

- некоторое количество синапсов (принимают входные сигналы X_i);
- один аксон (передает выходной сигнал Y);
- синапсы с определенным весом w_i .

Структура искусственного нейрона представлена на рисунке 4.

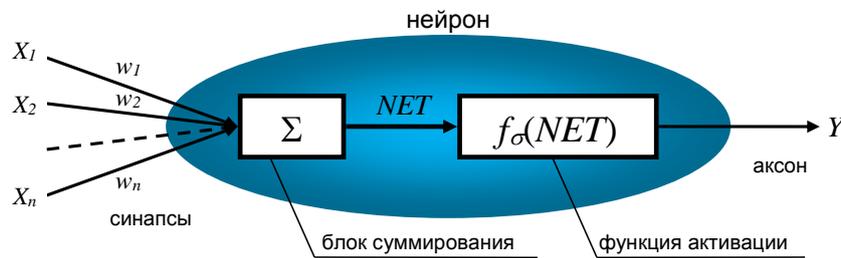


Рисунок 4. Структура искусственного нейрона (разработано автором)

Figure 4. Artificial neuron structure (developed by the author)

Искусственный нейрон содержит блок суммирования, позволяющий вычислить взвешенную сумму всех входных сигналов

$$NET = \sum_{i=1}^n X_i \cdot w_i \quad (3)$$

и блок функции активации $Y = f_{\sigma}(NET)$. Таким образом, функционирование нейрона определяется двумя тактами [26]:

1. суммирование входных сигналов;
2. вычисление Y по функции активации.

Активационная функция должна удовлетворять следующим условиям:

- $|f_{\sigma}(NET)| < 1$ при любом NET ;
- является монотонной неубывающей.

Активационная функция скрытых нейронов, согласно теореме Арнольда — Колмогорова — Хехт-Нильсена, задана сигмоидной (4) (рис. 5). Данный тип функции обеспечил хорошее качество работы сети.

$$f_{\sigma}(NET) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha NET}}, \quad (4)$$

где α — параметр, определяющий крутизну статической характеристики нейрона.

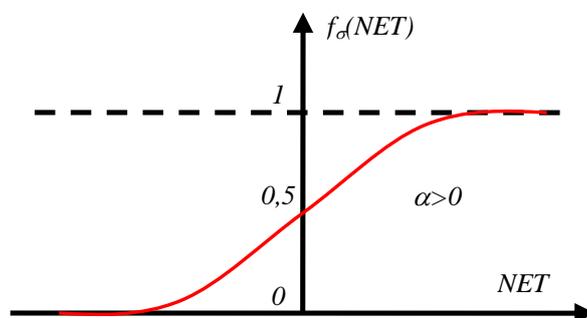


Рисунок 5. Сигмоидная функция активации (разработано автором)

Figure 5. Sigmoid activation function (developed by the author)

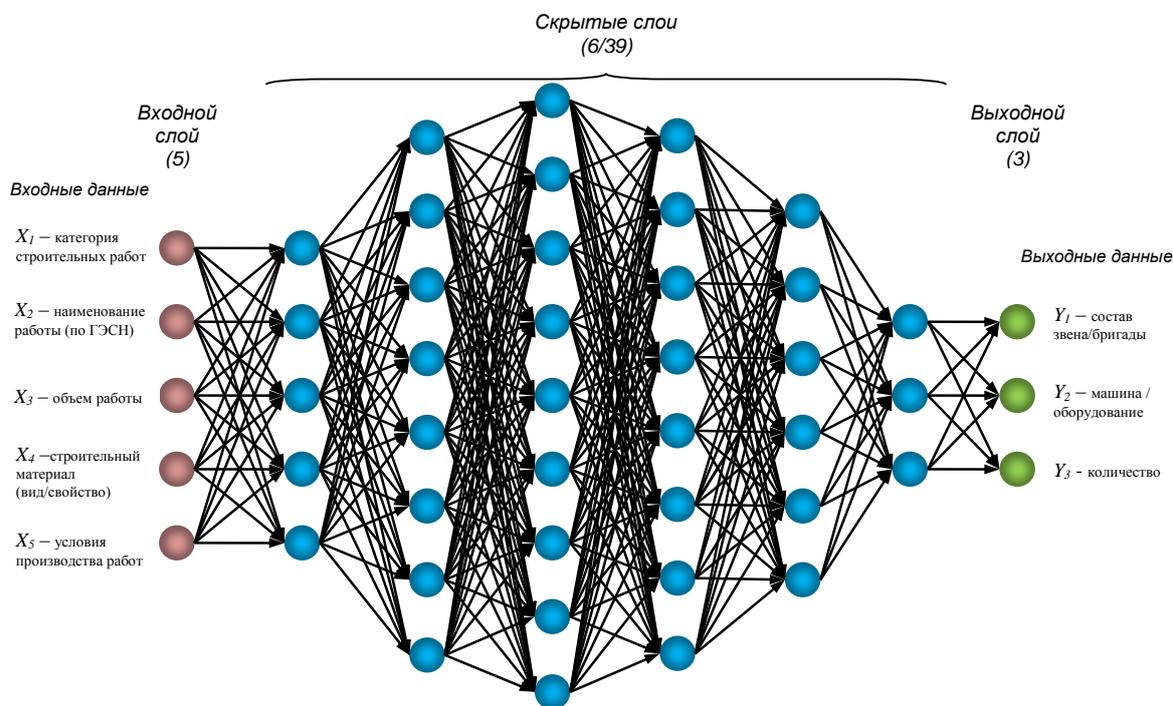


Рисунок 6. Структура искусственной нейронной сети (разработано автором)

Figure 6. Artificial neural network structure (developed by the author)

Сформированная структура ИНС состоит из восьми слоев нейронов: входного (нейроны имеют только по одному синапсу, их количество соответствует количеству входных данных X , а основной задачей является распределение входных сигналов по нейронам скрытого слоя), скрытых

(нейроны осуществляют суммирование и вычисление функции активации) и выходного (нейроны формируют выходные сигналы, их количество соответствует количеству выходных параметров Y) (рис. 6).

Разработанная ИНС является сетью прямого распространения. Это значит, что значения входных данных последовательно с учетом математических преобразований проходят через нейроны скрытых слоев и напрямую передаются на выходы. Выходной параметр y_{ij} каждого нейрона в i -м слое определен как [26]

$$y_{ij} = f_{\sigma} \left(\sum_{k=1}^{n(i-1)} y_{i-1,k} \cdot w_{ij}^k \right), \quad (5)$$

где $n(i)$ — число нейронов в i -м слое;

k — номер синапса, соединяющего нейрон H_{ij} с нейроном $H_{i+1,k}$ следующего слоя.

Для решения задачи планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП входные данные (X) и выходные параметры (Y) были кодированы и увязаны. Для этого была сформирована выборка данных, содержащая 150 позиций примеров для обучения ИНС.

Четвертый этап — обучение ИНС. Целью обучения ИНС является определение синаптических весов w_{ij} так, чтобы на каждый входной вектор X_{dm} множества обучающей выборки сеть формировала вектор \bar{Y}_{dm} , отличающийся минимальной разницей от заданного выходного вектора Y_{dm} . В рамках проводимого исследования эта цель была достигнута с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (*Error Back Propagation*) (рис. 7).

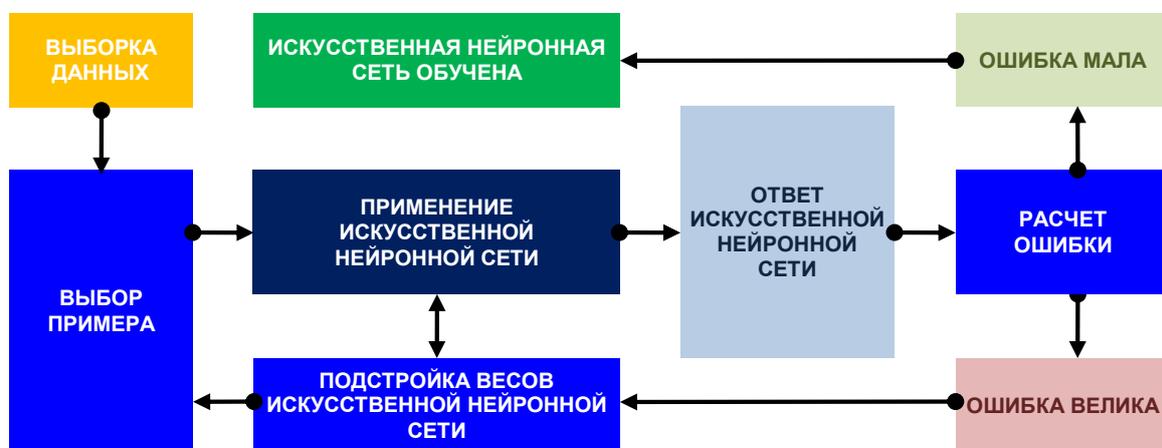


Рисунок 7. Процесс обучения искусственной нейронной сети с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (разработано автором)

Figure 7. Artificial neural network learning process using the error backpropagation algorithm (developed by the author)

Смысл работы алгоритма заключается в определении ошибок нейронов, расположенных в скрытых слоях с учетом значений ошибок нейронов выходного слоя. При этом значения ошибок распространяются от выходного слоя внутрь сети к предыдущим нейронным слоям от последующих. Таким образом обучение ИНС посредством данного алгоритма предполагает минимизацию ошибки обучения по формуле [26]

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_{out}} (y_i - \bar{y}_i)^2, \quad (6)$$

где y_i — желаемое выходное значением i -го нейрона;

\bar{y}_i — вычисленное выходное значение i -го нейрона;

N_{out} — число нейронов выходного слоя.

Для уменьшения ошибки синаптические веса изменяются по правилу

$$w_{ij} = w_{ij} - \eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}, \quad (7)$$

где η — константа, определяющая скорость обучения.

Обучение ИНС для планирования ресурсов ТП по сути означает ее настройку на оперативную выработку результата с учетом заданных входных условий. Следует отметить, что в том и другом случае ключевую роль играют конкретные примеры реализации ПТП с применением определенных составов бригад и технических средств, имеющих в наличии у СПО, на которые оказывают влияние исходные данные.

Именно так разработчик ОТД сопоставляя набор исходных данных и примеров может получить определенные результаты с учетом накопленного опыта и знаний. Такое многократное сопоставление в нейросетевом моделировании называется «обучение с учителем».

Для обучения рассматриваемой в рамках проводимого исследования ИНС (рис. 6) с применением алгоритма обратного распространения ошибки ее восьмислойная структура была представлена как имеющая входной слой $k = 0$, несколько скрытых слоев $k = 1, 2, \dots, 6$ и выходной слой $k = 7$. При этом:

- нейроны входного слоя передают сигналы нейронам первого слоя без математических преобразований;
- каждый k -й слой содержит H_k нейронов, то есть ИНС имеет $N = H_0 = 3$ входов и $M = H_7 = 5$ выходов;

- следующие обозначения показывают: i — порядковый номер нейрона k -го слоя; j — порядковый номер нейрона $(k-1)$ -го слоя; l — порядковый номер нейрона $(k+1)$ -го слоя.

Процедура обучения ИНС с применением алгоритма обратного распространения ошибки включает следующие шаги [26]:

1. *Инициализация синаптических весов и смещений.* В циклах по $k=1,2,\dots,7$; $i=1,2,\dots,H_k$; $j=0,1,2,\dots,H_{k-1}$ синаптическим весам и смещениям $w_{ij}^{(k)}$ случайным образом присваиваются малые величины из интервала $[-1, 1]$.

2. *Открытие цикла по $dm=1,2,\dots,DM$.* Подача из обучающей выборки очередных данных векторов: входного $X_{dm}=(x_1, x_2, \dots, x_N)_{dm}$ и соответствующего ему желаемого выходного $Y_{dm}=(y_1, y_2, \dots, y_M)_{dm}$, где dm — номер позиции в выборке данных.

3. *Проход в прямом направлении.* В циклах по $k=1,2,\dots,7$; $i=1,2,\dots,H_k$ вычисляются выходные сигналы i -го нейрона в k -м слое

$$\bar{y}_i^{(k)} = f_\sigma \left(\sum_{j=0}^{H_{k-1}} w_{ij}^{(k)} \bar{y}_j^{(k-1)} \right), \quad (8)$$

где $\bar{y}_j^{(0)} = x_j$; $x_0 = 1$; $\bar{y}_0^{(k-1)} = 1$; $\bar{y}_i = \bar{y}_i^{(7)}$ — выходные сигналы ИНС.

4. *Проход в обратном направлении.* В циклах по $k=7,6,\dots,1$; $i=1,2,\dots,H_k$; $j=0,1,2,\dots,H_{k-1}$ вычисляются синаптические веса на новой итерации

$$w_{ij}^{(k)}(t+1) = w_{ij}^{(k)}(t) + \Delta w_{ij}^{(k)}, \quad (9)$$

где t — номер эпохи обучения (итерации) и

$$\Delta w_{ij}^{(k)} = \eta \delta_i^{(k)} \bar{y}_j^{(k-1)}, \quad (10)$$

где η — скорость обучения;

δ — нейронная ошибка, которая для выходного слоя составит

$$\delta_i^{(7)} = \bar{y}_i (1 - \bar{y}_i) (y_i - \bar{y}_i),$$

а для всех других скрытых слоев

$$\delta_i^{(k)} = \bar{y}_i^{(k)} (1 - \bar{y}_i^{(k)}) \sum_{l=1}^{H_{k+1}} \delta_l^{(k+1)} w_{li}^{(k+1)}.$$

5. *Заккрытие цикла по dm .*

6. *Повторение шагов 2–5 необходимое количество раз.* На шаге 2 векторы с обучающими выборками X_{dm} и Y_{dm} представляются последовательно от первого до последнего, то есть $dm=1,2,\dots,DM$, где DM — общее количество примеров. Для решаемой задачи количество позиций в обучающей выборке данных $DM = 150$. После корректировки весовых коэффициентов ИНС (для каждой обучающей выборки) шаги 2–4 будут повторены 150 раз. Далее рассчитывается среднеквадратичная ошибка, усредненная по всей выборке (шаг 6):

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{DM \cdot M} \sum_{dm=1}^{DM} \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y}_i)_{dm}^2}. \quad (11)$$

Максимальная разность между желаемым и действительным (то, что вычислила ИНС) выходами ИНС оценивается по формуле:

$$\varepsilon = \max \left[\left(|y_i - \bar{y}_i| \right)_{dm} \right]; i = 1, 2, \dots, M; dm = 1, 2, \dots, DM. \quad (12)$$

Завершается шаг 6 тем, что ошибка ε , вычисляемая по формулам (10) или (11), достигает установленного значения или заканчивается заданное количество эпох обучения. Тогда ИНС получит способность правильно отображать любой входной вектор X_{dm} на выходной вектор \bar{Y}_{dm} , отличающийся от желаемого вектора Y_{dm} на некоторую малую величину.

После многократного предъявления примеров синаптические веса ИНС стабилизируются, а ИНС генерирует верные результаты по всем (или почти всем) примерам из выборки данных. В этом случае ИНС считается «обученной», то есть величина ошибки (сумма квадратов ошибок по всем выходам), полученная в процессе обучения достигла необходимого малого уровня или даже нуля. В этом случае ИНС считается готовой к применению [26].

Обучение ИНС — сложный и наукоемкий процесс. Для реализации алгоритма обучения ИНС с учетом различных параметров и настроек разработан специальный программный модуль интеллектуальной автоматизированной системы (ИАС) «Ресурсы». В рамках данного модуля реализован режим нейросимулятора, который позволяет указать тип активационной функции, число нейронов входного, выходного слоя и число скрытых слоев с определенным количеством нейронов, загрузить выборку, используемую для обучения, задать число итераций обучения, скорость обучения и обучить ИНС. После обучения ИНС реализована возможность проверки работы нейросимулятора путем ввода входных параметров.

Пятый этап — тестирование и оптимизация ИНС. Проверка результатов обучения (тестирование) ИНС осуществляется с

использованием тестирующей выборки данных, то есть на примерах, которые не использовались для обучения. С целью подтверждения обобщающих свойств ИНС значения желаемых выходов Y_{dm} были сопоставлены с действительными \bar{Y}_{dm} — теми, которые рассчитала ИНС [26].

С целью повышения качества обучения ИНС и ее прогностических свойств была выполнена оптимизация погрешности обобщения ИНС путем минимизации разницы между компонентами выходных векторов: желаемым Y_{dm} и действительным \bar{Y}_{dm} [26].

Для проверки адекватности разработанной ИНС было проведено исследование, начиная со второго этапа, которое заключалось в том, что те примеры, которые были тестирующими, были включены в обучающую выборку, соответственно некоторые примеры из обучающей выборки сделаны тестирующими.

Результатом оптимизации и тестирования ИНС является готовый к использованию режим назначения ресурсов на строительные работы (ПТП).

Шестой этап — исследование и планирование ресурсов ТП. Обученная ИНС получила способность адекватно реагировать на изменение входных данных и генерировать результаты так же, как это происходит при планировании ресурсов ТП разработчиком ОТД. Исследование обученной ИНС позволило провести эксперименты, направленные на изменение некоторых из входных данных и посмотреть, как при этом меняются выходные значения. Также учитывалось, что входные параметры обычно коррелированы между собой. Например, изменяя вид работы или объем, можно пронаблюдать за изменением вида (модификации, модели) машины или состава бригады и т. д. Далее будут показаны некоторые результаты практической реализации разработки, обучения и применения ИНС для планирования ресурсов ТП возведения насыпи ЖДЗП в автоматизированном режиме.

3. Практическая реализация процедуры планирования ресурсов технологического процесса возведения насыпи железнодорожного земляного полотна с применением искусственной нейронной сети

3. Practical resource planning procedure implementation for the railway roadbed embankment construction using an artificial neural network

Для практической реализации методики планирования ресурсов ТП строительства ОЖДП разработан экспериментальный программный модуль ИАС «Ресурсы», который позволяет в автоматизированном режиме выполнить планирование ресурсов ТП с применением ИНС. Модуль состоит из программной оболочки, реализующей интерфейс, и БД «Ресурсы», назначением которой является накопление и хранение исходных данных и результатов планирования ресурсов ТП.

Для примера практической реализации процедуры планирования ресурсов ТП рассмотрен участок подтопленной насыпи железнодорожного земляного полотна (ЖДЗП) с устройством полуобоймы из геотекстиля. В статье [6] описана процедура технологического обоснования конструктивного решения указанной насыпи. Для этого был проанализирован участок длиной 400 м, расположенный на однопутной железнодорожной линии IV категории (подъездной путь к порту) проходящей в Астраханской области. В результате была получена графовая модель организационной структуры ТП возведения ЖДЗП.

На рисунке 8 представлен фрагмент модели ТП (графовой модели организационной структуры) возведения подтопленной насыпи, полученной с помощью программного модуля ИАС «ЭС «Технология» без назначения ресурсов.



Рисунок 8. Фрагмент графовой модели организационной структуры технологического процесса возведения насыпи железнодорожного земляного полотна без назначенных ресурсов (разработано автором)

Figure 8. Graph model fragment of the organizational structure of the railway roadbed embankment construction technological process without assigned resources (developed by the author)

В дальнейшем параметры ПТП были использованы в решении практической задачи планирования ресурсов ТП. Для этого был использован специально разработанный программный модуль ИАС «Ресурсы».

На рисунке 9 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладка «Исходные данные-Структура ТП». Здесь показан фрагмент модели организационной структуры ТП возведения подтопляемой насыпи ЖДЗП, полученной с помощью программного модуля ИАС «ЭС «Технология».

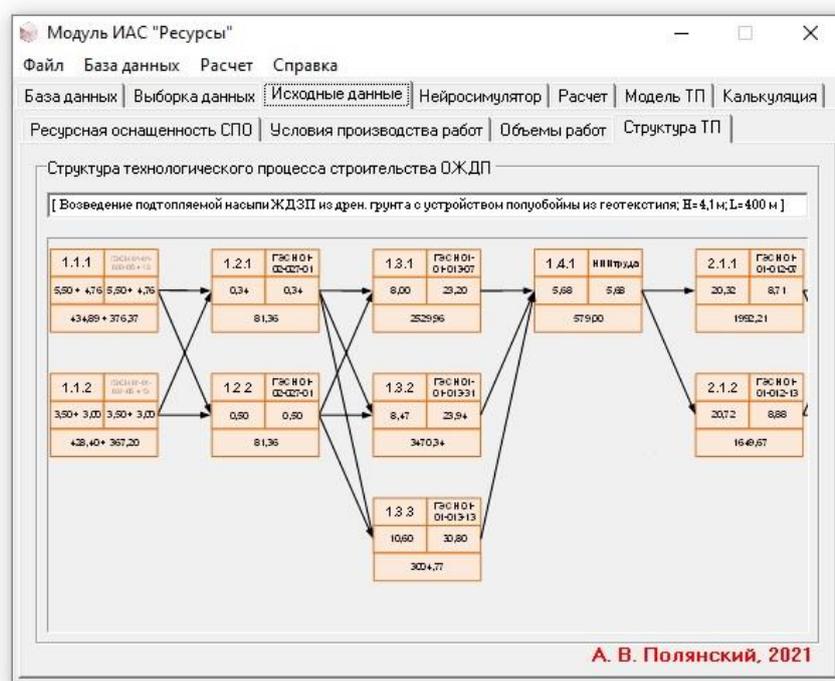


Рисунок 9. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладки «Исходные данные-Структура ТП» (разработано автором)

Figure 9. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module operation, tab "Initial data-technological process structure" (developed by the author)

На рисунке 10 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладка «Исходные данные-Ресурсная оснащенность СПО». Здесь в табличной форме показана оснащенность СПО техническими средствами (виды, модели, количество) и трудовыми ресурсами (профессии, разряды, численность). Вкладка «Исходные данные» также предусматривает возможность планирования ресурсов для различных условий производства работ с учетом объемов, рассчитанных для рассматриваемого участка. Данные сведения (в кодированном виде) в определенных сочетаниях легли в основу выборки данных.

На рисунке 11 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладки «Нейросимулятор-Параметры ИНС». Здесь задаются основные параметры ИНС: количество слоев, количество нейронов в слоях, коэффициент импульса, крутизна сигмоидной функции, скорость обучения и сдвиг сети. Параметры определяют количество входных данных (слой 1), выходных параметров (слой 8) и количество скрытых слоев и нейронов в них. Данные параметры необходимы для

формирования структуры сети, описанной в п. 2 и ее последующего обучения.

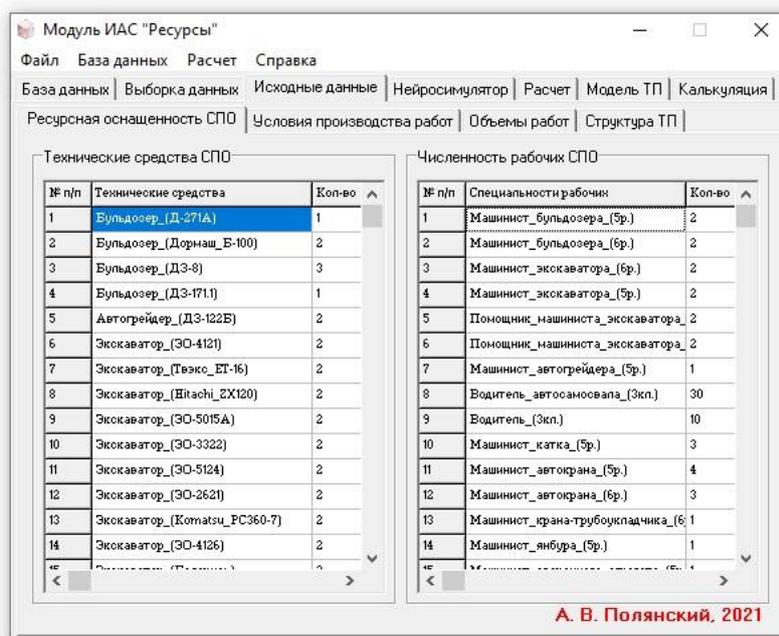


Рисунок 10. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладки «Исходные данные-Ресурсная оснащённость СПО» (разработано автором)

Figure 10. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module operation, tabs "Initial data-Resource equipment of contractor" (developed by the author)

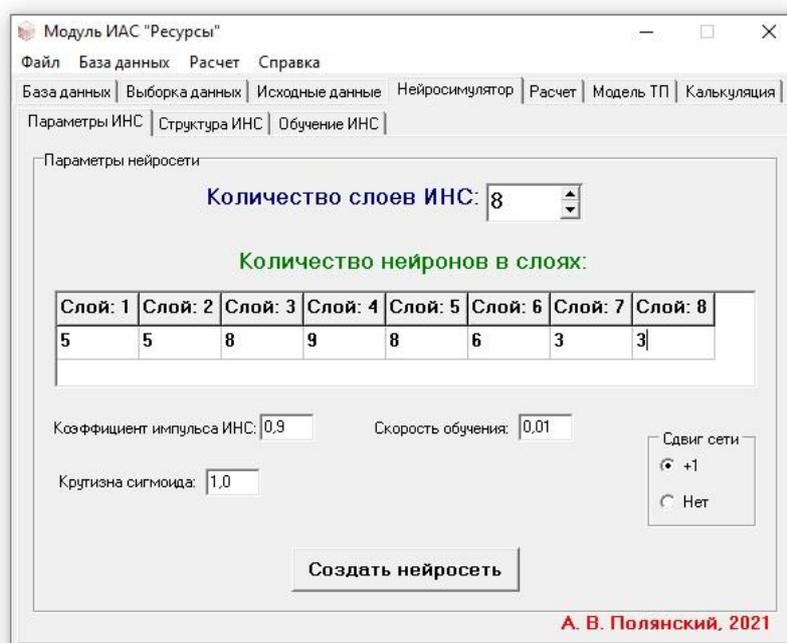


Рисунок 11. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладки «Нейросимулятор-Параметры ИНС» (разработано автором)

Figure 11. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, the "Neurostimulator-artificial neural network parameters" tab (developed by the author)

На рисунке 12 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладки «Нейросимулятор-Структура ИНС». Вкладка содержит графическое изображение структуры ИНС, сформированной по результатам теоретического исследования и заданных параметров на вкладке «Параметры ИНС».

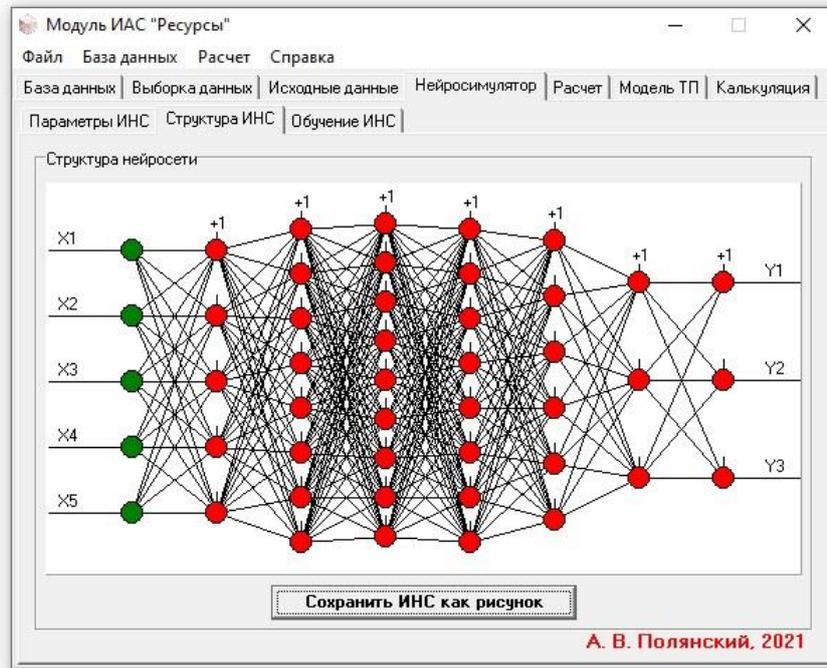


Рисунок 12. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладка «Нейросимулятор-Структура ИНС» (разработано автором)

Figure 12. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, the "Neurostimulator-artificial neural network structure" tab (developed by the author)

На рисунке 13 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладки «Нейросимулятор-Обучение ИНС». Здесь предоставлена возможность обучить ИНС и осуществить контроль обучения путем ввода входных данных, например, из тестирующей выборки. Применительно к рассматриваемой топологии ИНС обучение было завершено на 245912 эпохе, а среднеквадратичная ошибка составила 0,049994 при допустимой ошибке обучения ИНС 0,05.

На вкладке «Обучение ИНС» предусмотрена возможность сохранения синаптических весов нейронных связей с целью использования результатов обучения для планирования ресурсов ТП. Для этого имеется возможность загрузки синаптических весов.

Следует отметить, что обучение ИНС достаточно провести один раз (при условии достижения качественных показателей обучения) и затем только пользоваться полученными значениями синаптических весов нейронных связей. Однако появление у СПО новых ресурсных возможностей или их сокращение скорее всего потребует внесения

изменений в выборку данных. В этом случае потребуется переобучить ИНС. Это необходимая мера, так как будет обеспечена адекватность в планировании ресурсов ТП.

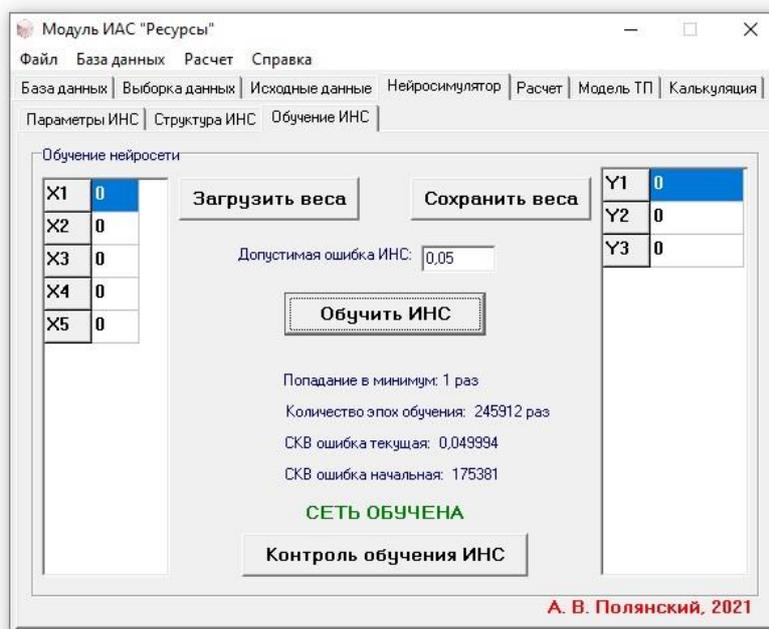


Рисунок 13. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладка «Нейросимулятор-Обучение ИНС» (разработано автором)

Figure 13. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, the "Neurostimulator-artificial neural network learning" tab (developed by the author)

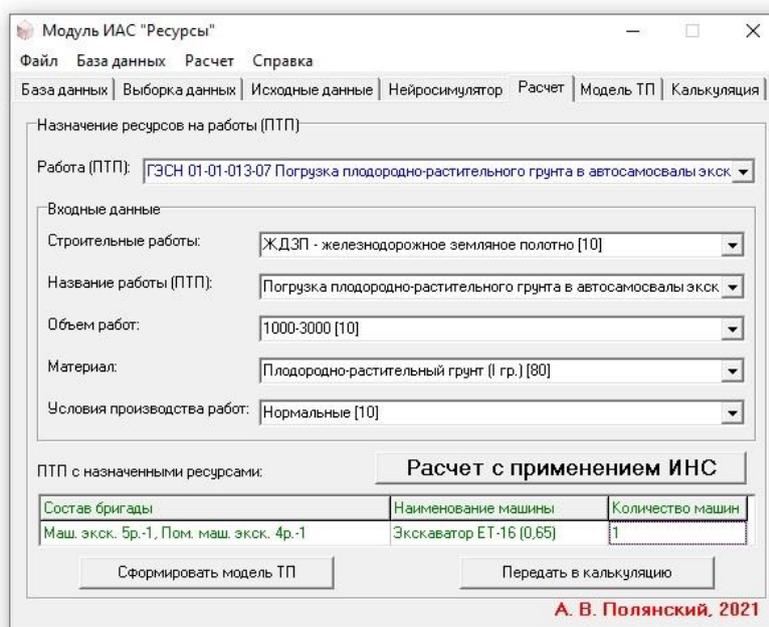


Рисунок 14. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладка «Расчет» (разработано автором)

Figure 14. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, "Account details" tab (developed by the author)

На рисунке 14 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладка «Расчет». На данном этапе работы модуля осуществляется применение результатов обучения ИНС. Для этого последовательно обрабатываются работы (ПТП), полученные с помощью программного модуля ИАС «ЭС «Технология», путем заполнения (выбора из списка) полей в группе «Входные данные». После нажатия на кнопку «Расчет с применением ИНС» предлагается вариант ресурсного обеспечения ПТП.

После завершения обработки всех ПТП предусмотрена возможность формирования графовой модели организационной структуры ТП и передача результатов в калькуляцию затрат труда и расчета стоимости работ на строительство ОЖДП.

На рисунке 15 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладка «Модель ТП». Вкладка содержит графовую модель организационной структуры ТП возведения подтопленной насыпи. Данная модель представлена в виде технологически связанных между собой вершин — ПТП с назначенными ресурсами (рис. 16).

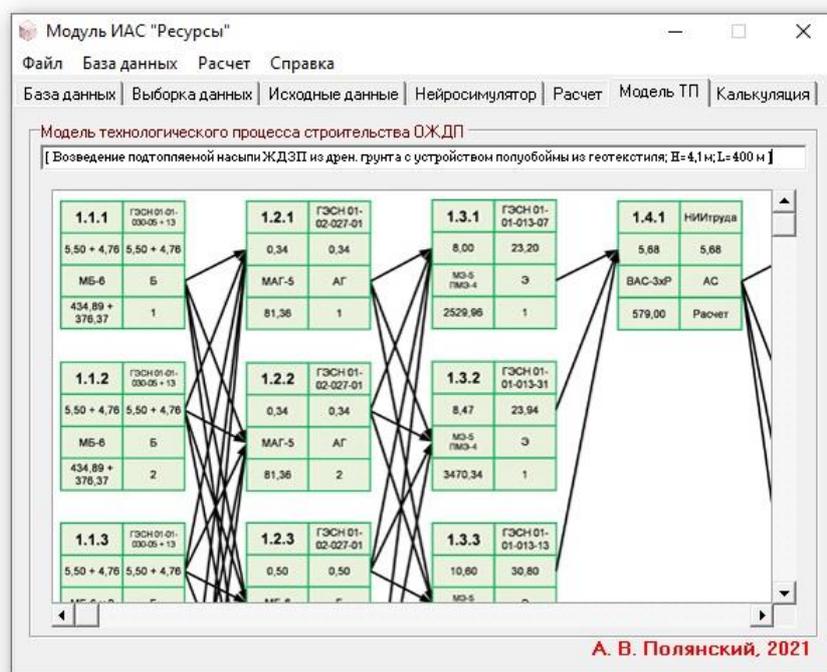


Рисунок 15. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладка «Модель ТП» (разработано автором)

Figure 15. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, "Technological process model" tab (developed by the author)

На рисунке 17 представлен фрагмент работы модуля ИАС «Ресурсы» вкладка «Калькуляция». Данная вкладка предназначена для

формирования в автоматизированном режиме калькуляции затрат труда и расчета стоимости работ на строительство ОЖДП с результатами планирования ресурсов.

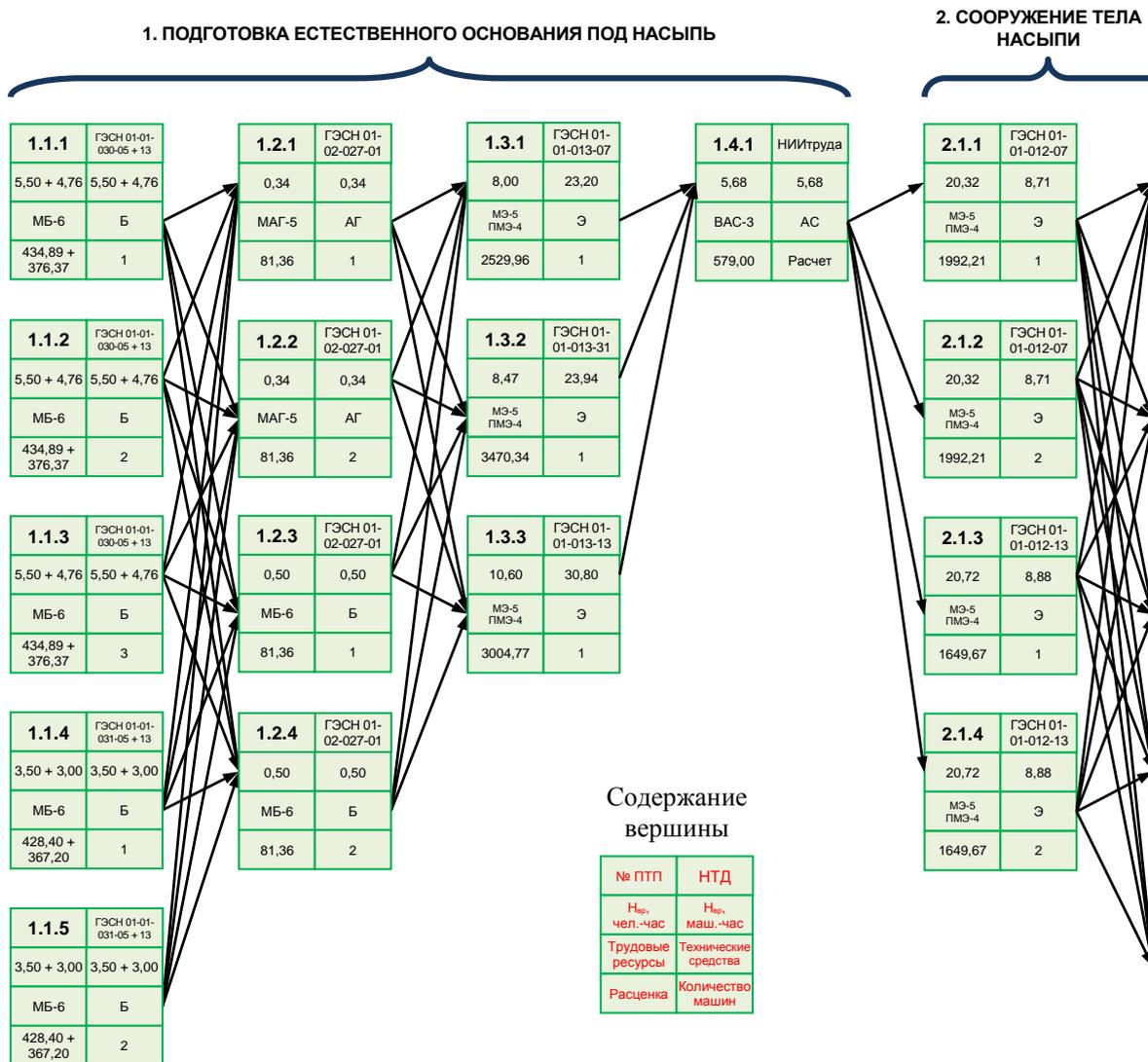


Рисунок 16. Фрагмент графовой модели

организационной структуры технологического процесса возведения насыпи железнодорожного земляного полотна с назначенными ресурсами. Сокращения:

Б — бульдозер, Э — экскаватор, АГ — автогрейдер, АС — автосамосвал, ВАС — водитель автосамосвала, МБ — машинист бульдозера, МЭ — машинист экскаватора, МАГ — машинист автогрейдера, ПМЭ — помощник машиниста экскаватора (разработано автором)

Figure 16. Graph model fragment of the organizational structure of the railway roadbed embankment construction technological process with assigned resources. Abbreviations: Б — bulldozer, Э — excavator, АГ — motor grader, АС — dump truck, ВАС — dump truck driver, МБ — bulldozer operator, МЭ — excavator operator, МАГ — motor grader operator, ПМЭ — assistant excavator driver (developed by the author)

В рамках проводимого исследования калькуляция сформирована на сооружение подтопленной насыпи ЖДЗП.

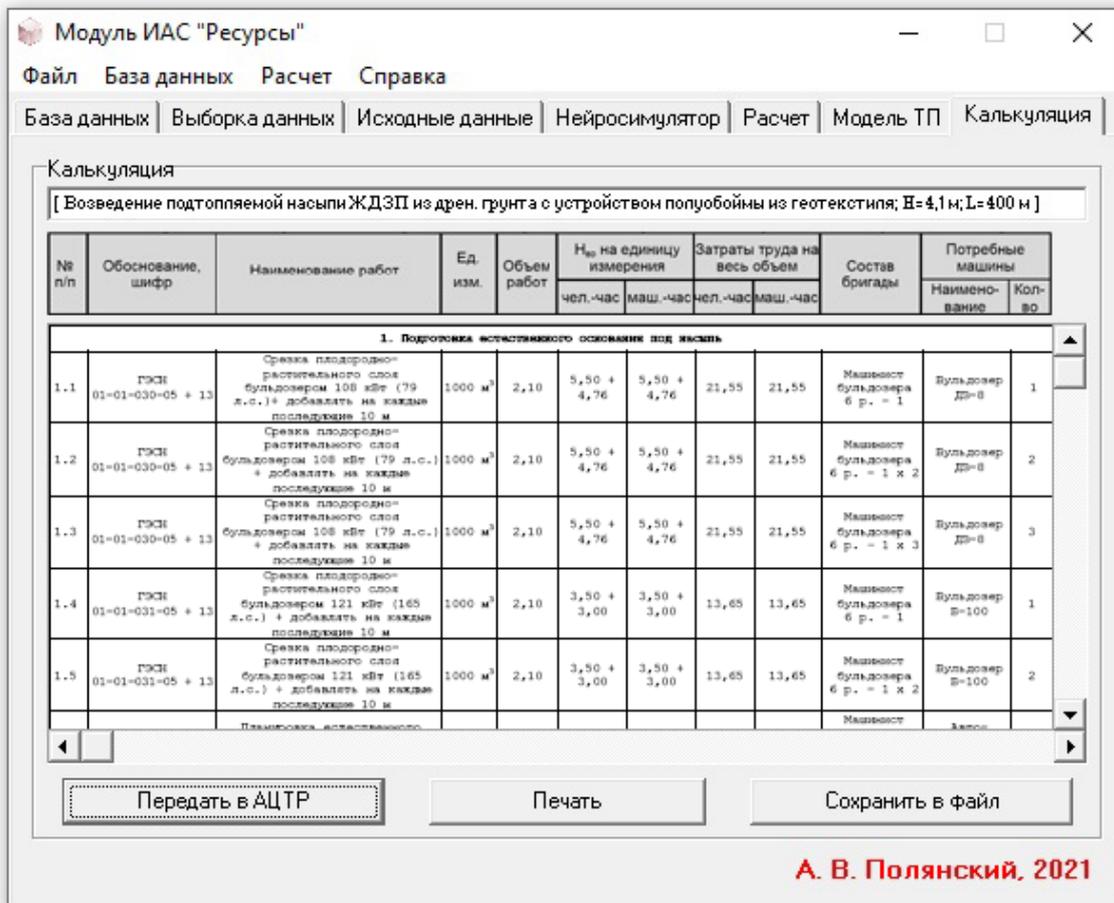


Рисунок 17. Фрагмент работы программного модуля ИАС «Ресурсы», вкладка «Калькуляция» (разработано автором)

Figure 17. Fragment of the intelligent automated systems "Resources" software module, tab "Calculation" (developed by the author)

В таблице 1 представлен фрагмент калькуляции затрат труда и расчета стоимости работ на сооружение насыпи железнодорожного земляного полотна с результатами планирования ресурсов (выделено цветом). В рамках проводимого исследования содержимое калькуляции было использовано для многокритериальной оптимизации ТП с целью выявления оптимальной последовательности работ при строительстве ОЖДП [4].

Таблица 1 / Table 1

Фрагмент калькуляции затрат труда и расчета стоимости работ на сооружение насыпи железнодорожного земляного полотна с результатами планирования ресурсов (составлено автором)

A fragment of the calculation of labor costs and the calculation of the cost of work for the construction of an embankment of a railway roadbed with the results of resource planning (compiled by the author)

№ п/п No. in sequence	Обоснование, шифр Substantiation, code	Наименование работ Name of works	Ед. изм. Units	Объем работ Scope of work	Н _{вр} на единицу измерения N _{вр} per measurement unit		Затраты труда на весь объем Labor costs for the entire scope		Состав бригады Staff content	Потребные машины Required machinery		Расценка ФЭР, ФССЦпг, руб. Assessment Federal Unit Rates, Federal book of estimate prices, rub.	Стоимость работ, руб. Cost of work, rub.
					чел.-час person- hour	маш.- час machine- hour	чел.- час person- hour	маш.-час machine- hour		Наименование Name	Кол-во Qty.		
1. Подготовка естественного основания под насыпь / Preparation of the natural foundation for the embankment													
1.1	ГЭСН 01-01-030-05+13	Срезка плодородно-растительного слоя бульдозером 108 кВт (79 л.с.) + добавлять на каждые последующие 10 м Bulldozing fertile vegetation layer with a bulldozer 108 kW (79 hp) + add for every subsequent 10 m	1000 м ³	2,10	5,50 + 4,76	5,50 + 4,76	21,55	21,55	Машинист бульдозера 6 р. — 1 Bulldozer operator 6 category — 1	Бульдозер ДЗ-8 Bulldozer DZ-8	1	434,89 + 376,37	1703,65
1.2	ГЭСН 01-01-030-05+13	Срезка плодородно-растительного слоя бульдозером 108 кВт (79 л.с.) + добавлять на каждые последующие 10 м Bulldozing fertile vegetation layer with a bulldozer 108 kW (79 hp) + add for every subsequent 10 m	1000 м ³	2,10	5,50 + 4,76	5,50 + 4,76	21,55	21,55	Машинист бульдозера 6 р. — 1x2 Bulldozer operator 6 category — 1x2	Бульдозер ДЗ-8 Bulldozer DZ-8	2	434,89 + 376,37	3407,29
1.3	ГЭСН 01-01-030-05+13	Срезка плодородно-растительного слоя бульдозером 108 кВт (79 л.с.) + добавлять на каждые последующие 10 м Bulldozing fertile vegetation layer with a bulldozer 108 kW (79 HP) + add for every additional 10 m	1000 м ³	2,10	5,50 + 4,76	5,50 + 4,76	21,55	21,55	Машинист бульдозера 6 р. — 1x3 Bulldozer operator 6 category — 1x3	Бульдозер ДЗ-8 Bulldozer DZ-8	3	434,89 + 376,37	5110,94
1.4	ГЭСН 01-01-031-05+13	Срезка плодородно-растительного слоя бульдозером 121 кВт (165 л.с.) + добавлять на каждые последующие 10 м Bulldozing fertile vegetation layer with a bulldozer 121 kW (165 HP) + add for every additional 10 m	1000 м ³	2,10	3,50 + 3,00	3,50 + 3,00	13,65	13,65	Машинист бульдозера 6 р. — 1 Bulldozer operator 6 category — 1	Бульдозер Б-100 Bulldozer B-100	1	428,40 + 367,20	1670,76

№ п/п No. in sequence	Обоснование, шифр Substantiation, code	Наименование работ Name of works	Ед. изм. Units	Объем работ Scope of work	Н _{вр} на единицу измерения N _{вр} per measurement unit		Затраты труда на весь объем Labor costs for the entire scope		Состав бригады Staff content	Потребные машины Required machinery		Расценка ФЭР, ФССЦпг, руб. Assessment Federal Unit Rates, Federal book of estimate prices, rub.	Стоимость работ, руб. Cost of work, rub.
					чел.-час person- hour	маш.- час machine- hour	чел.- час person- hour	маш.-час machine- hour		Наименование Name	Кол-во Qty.		
1.5	ГЭСН 01-01-031-05+13	Срезка плодородно-растительного слоя бульдозером 121 кВт (165 л.с.) + добавлять на каждые последующие 10 м Bulldozing fertile vegetation layer with a bulldozer 121 kW (165 HP) + add for every additional 10 m	1000 м ³	2,10	3,50 + 3,00	3,50 + 3,00	13,65	13,65	Машинист бульдозера 6 р. — 1x2 Bulldozer operator 6 category — 1x2	Бульдозер Б-100 Bulldozer B-100	2	4428,40 + 367,20	3341,52
2.1	ГЭСН 01-02-027-01	Планировка естественного основания автогрейдером 99 кВт (135 л.с.) The layout by a motor grader of the natural bed 99 kW (135 HP)	1000 м ²	14,00	0,34	0,34	4,76	4,76	Машинист авто- грейдера 5 р. — 1 A motor grader operator 5 category — 1	Авто-грейдер ДЗ-122Б Auto grader DZ-122B	1	81,36	1139,04
2.2	ГЭСН 01-02-027-01	Планировка естественного основания автогрейдером 99 кВт (135 л.с.) The layout by a motor grader of the natural bed 99 kW (135 HP)	1000 м ²	14,00	0,34	0,34	4,76	4,76	Машинист авто- грейдера 5 р. — 1x2 A motor grader operator 5 category. — 1x2	Авто-грейдер ДЗ-122Б Auto grader DZ-122B	2	81,36	2278,08
2.3	ГЭСН 01-02-027-01	Планировка естественного основания бульдозером 108 кВт (79 л.с.) The layout by a bulldozer of the natural foundation 108 kW (79 hp)	1000 м ²	14,00	0,50	0,50	7,00	7,00	Машинист бульдозера 6 р. — 1 Bulldozer operator 6 category — 1	Бульдозер ДЗ-8 Bulldozer DZ-8	1	81,36	1139,04
2.4	ГЭСН 01-02-027-01	Планировка естественного основания бульдозером 108 кВт (79 л.с.) The layout by a bulldozer of the natural foundation 108 kW (79 hp)	1000 м ²	14,00	0,50	0,50	7,00	7,00	Машинист бульдозера 6 р. — 1x2 Bulldozer operator 6 category — 1x2	Бульдозер ДЗ-8 Bulldozer DZ-8	2	81,36	2278,08
3.1	ГЭСН 01-01-013-07	Погрузка плодородно-растительного грунта в автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 0,65 м ³ Loading fertile soil into dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 0.65 m ³	1000 м ³	2,10	8,00	23,2	16,8	48,72	Машинист экскаватора 5 р. — 1, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1 Excavator operator 5 category — 1, Assistant excavator operator 4 category — 1	Экскаватор ЕТ-16 Excavator ET-16	1	2529,96	5312,92

№ п/п No. in sequence	Обоснование, шифр Substantiation, code	Наименование работ Name of works	Ед. изм. Units	Объем работ Scope of work	Н _{вр} на единицу измерения N _{вр} per measurement unit		Затраты труда на весь объем Labor costs for the entire scope		Состав бригады Staff content	Потребные машины Required machinery		Расценка ФЭР, ФССЦпг, руб. Assessment Federal Unit Rates, Federal book of estimate prices, rub.	Стоимость работ, руб. Cost of work, rub.
					чел.-час person- hour	маш.- час machine- hour	чел.- час person- hour	маш.-час machine- hour		Наименование Name	Кол-во Qty.		
3.2	ГЭСН 01-01-013-31	Погрузка плодородно-растительного грунта в автосамосвалы экскаватором импортного производства одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 0,5 м ³ Loading fertile soil into dump trucks with an imported single-bucket diesel caterpillar- tracked excavator, bucket capacity 0.5 m ³	1000 м ³	2,10	8,47	23,94	17,79	50,27	Машинист экскаватора 5 р. — 1, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1 Excavator driver 5 category — 1, Assistant excavator operator 4 category — 1	Экскаватор ZX120 Excavator ZX120	1	3470,34	7287,71
3.3	ГЭСН 01-01-013-13	Погрузка плодородно-растительного грунта в автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 0,5 м ³ Loading fertile soil into dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 0.5 m ³	1000 м ³	2,10	10,6	30,8	22,26	64,68	Машинист экскаватора 5 р. — 1, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1 Excavator driver 5 category — 1, Assistant excavator operator 4 category — 1	Экскаватор ЭО-5015А Excavator EO-5015A	1	3004,77	6310,02
4.	НИИтруда	Транспортирование плодородно- растительного слоя автосамосвалами (ФССЦпг 03-21-01), объем кузова 6 м ³ Transportation of the fertile vegetation layer by dump trucks (FSSTspg 03-21-01), body volume 6 m ³	100 м ³	21,00	5,68	5,68	119,18	119,18	Водитель авто- самосвала 3 кл. х3 Dump truck driver 3 cl. x3	Авто- самосвал КрАЗ 256Б1 Dump truck KrAZ 256B1	3	579,00	36477,00

№ п/п No. in sequence	Обоснование, шифр Substantiation, code	Наименование работ Name of works	Ед. изм. Units	Объем работ Scope of work	Н _{вр} на единицу измерения N _{вр} per measurement unit		Затраты труда на весь объем Labor costs for the entire scope		Состав бригады Staff content	Потребные машины Required machinery		Расценка ФЭР, ФССЦпг, руб. Assessment Federal Unit Rates, Federal book of estimate prices, rub.	Стоимость работ, руб. Cost of work, rub.
					чел.-час person- hour	маш.- час machine- hour	чел.- час person- hour	маш.-час machine- hour		Наименование Name	Кол-во Qty.		
2. Сооружение тела насыпи / 2. Embankment body construction													
1.1	ГЭСН 01-01-012-07	Разработка грунта из штабеля гидронамыва с погрузкой на автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 1,6 м ³ Excavation works from a hydraulic fill stockpile with loading onto dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 1.6 m ³	1000 м ³	33,33	4,19	20,32	139,65	677,27	Машинист экскаватора 5 р. — 1, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1 Excavator operator 5 category — 1, Assistant excavator operator 4 category — 1	Экскаватор РС360-7 Excavator PC360-7	1	1992,21	66400,36
1.2	ГЭСН 01-01-012-07	Разработка грунта из штабеля гидронамыва с погрузкой на автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 1,6 м ³ Excavation works from a hydraulic fill stockpile with loading onto dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 1.6 m ³	1000 м ³	33,33	4,19	20,32	139,65	677,27	Машинист экскаватора 5 р. — 1х2, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1х2 Excavator operator 5 category — 1х2, Assistant excavator operator 4 category — 1х2	Экскаватор РС360-7 Excavator PC360-7	2	1992,21	132800,72
1.3	ГЭСН 01-01-012-13	Разработка грунта из штабеля гидронамыва с погрузкой на автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 1,25 м ³ Excavation works from a hydraulic fill stockpile with loading onto dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 1.25 m ³	1000 м ³	33,33	4,27	20,72	142,32	690,60	Машинист экскаватора 5 р. — 1, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1 Excavator operator 5 category — 1, Assistant excavator operator 4 category — 1	Экскаватор ЭО-4126 Excavator EO-4126	1	1649,67	54983,50

№ п/п No. in sequence	Обоснование, шифр Substantiation, code	Наименование работ Name of works	Ед. изм. Units	Объем работ Scope of work	Н _{вр} на единицу измерения N _{вр} per measurement unit		Затраты труда на весь объем Labor costs for the entire scope		Состав бригады Staff content	Потребные машины Required machinery		Расценка ФЭР, ФССЦпг, руб. Assessment Federal Unit Rates, Federal book of estimate prices, rub.	Стоимость работ, руб. Cost of work, rub.
					чел.-час person- hour	маш.- час machine- hour	чел.- час person- hour	маш.-час machine- hour		Наименование Name	Кол-во Qty.		
1.4	ГЭСН 01-01-012-13	Разработка грунта из штабеля гидронамыва с погрузкой на автосамосвалы экскаватором одноковшовым дизельным на гусеничном ходу, емкость ковша 1,25 м ³ Excavation works from a hydraulic fill stockpile with loading onto dump trucks with a single-bucket diesel caterpillar-tracked excavator, bucket capacity 1.25 m ³	1000 м ³	33,33	4,27	20,72	142,32	690,60	Машинист экскаватора 5 р. — 1x2, Пом. маш. Экскаватора 4 р. — 1x2 Excavator operator 5 category — 1x2, Assistant excavator operator 4 category — 1x2	Экскаватор ЭО-4126 Excavator EO-4126	2	1649,67	109967,00

Заключение

Conclusion

В работе были представлены теоретические результаты исследования и возможности практического применения ИНС к решению задач планирования ресурсов ТП ЖДС.

Современные задачи выбора и назначения (планирования) ресурсов, решаемые в процессе разработки и реализации ТП строительства ОЖДП требуют оперативности в получении результата, учета возможностей и особенностей работы СПО, а также ограничений и условий в производстве строительных работ. В то же время их большая размерность и разнообразие возможных результатов требует аналитического подхода к выбору аппарата моделирования.

В связи с этим была разработана процедура и описана расчетно-логическая модель нейросетевого планирования ТП строительства ОЖДП. При этом учитывались условия производства работ, свойства материалов, ресурсная оснащенность СПО. Расчетно-логическая модель, позволила провести обучение ИНС на основе предварительно сформированной обучающей выборки данных, а затем осуществить назначение ресурсов (бригаду определенного состава, ведущую машину и их потребное количество) на каждую работу (ПТП).

Практическая реализация процедуры планирования ресурсов ТП с применением ИНС осуществлена в интеллектуальном и автоматизированном режимах на примере возведения подтопляемой насыпи ЖДЗП с применением специально разработанного программного модуля.

Внедрение средств нейросетевого моделирования в разработку ТП ЖДС способствует оперативному планированию строительных работ. Таким образом, СПО получает новый инструмент, направленный на обеспечение производственной и экономической эффективности своей деятельности.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Полянский, А.В.** ВСМ: интеллектуальный подход / А.В. Полянский // Мир транспорта. — 2014. — № 2. — С. 38–44. — URL: <https://mirtr.elpub.ru/jour/article/view/46/89> (дата обращения: 18.04.2021).
2. **Полянский, А.В.** Искусственный интеллект как основа разработки и реализации организационно-технологических решений в строительстве высокоскоростных железных дорог / А.В. Полянский // Механизация строительства. — 2014. — № 1. — С. 15–18. — URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=21166002> (дата обращения: 18.04.2021).
3. **Полянский, А.В.** Теория и практика технологического обоснования конструктивных решений объектов железнодорожного пути с применением экспертной системы / А.В. Полянский. — DOI <https://doi.org/10.15862/01SATS320> // Интернет-журнал «Транспортные сооружения». — 2020. — Т 7, № 3. — С. 01SATS320. — URL: <https://t-s.today/01SATS320.html> (дата обращения: 14.01.2021).
4. **Полянский, А.В.** Моделирование и оптимизация технологического процесса строительства объекта железнодорожного пути с применением генетического алгоритма / А.В. Полянский. — DOI <https://doi.org/10.15862/05SATS121> // Транспортные сооружения. — 2021. — Т 8. — № 1. — С. 05SATS121. — URL: <https://t-s.today/05SATS121.html> (дата обращения: 14.01.2021).
5. **Polyanskiy, A.V.** Scheduling of construction works in the formation of technological processes of railway construction using a genetic algorithm / **A.V. Polyanskiy**. — DOI <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1151/1/012018> // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 1151, The 2020 International Conference on Transport and Infrastructure of the Siberian Region (SibTrans 2020) 11th–13th November 2020, Irkutsk, Russia / Иркутск: IOP Publishing Ltd, 2020. — С. 12018. — URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/1151/1/012018> (дата обращения: 14.06.2021).
6. Автоматизированное проектирование организации строительства железных дорог / под редакцией С.П. Першина. — М.: Транспорт, 1991. — 261 с.
7. **Небритов, Б.Н.** Организационно-технологическое проектирование в строительстве / Б.Н. Небритов. — М.: Вузовская книга, 2011. — 144 с.
8. Интеллектуальные системы управления организационно-техническими системами / под редакцией А.А. Большакова. — 2-е изд. — М.: «Горячая линия-Телеком», 2016. — 160 с.
9. **Каклаускас, А.** Биометрическая и интеллектуальная поддержка решений: монография / А. Каклаускас, Э.К. Завадскас. — Вильнюс: Техника, 2012. — 344 с.
10. **Shegelman, I.R.** Artificial intelligence: a field of synthesis of breakthrough ideas and patenting of intellectual property / I.R. Shegelman, A.S. Shtykov, A.S. Vasilev. — DOI <https://doi.org/10.37624/IJERT/13.11.2020.3631-364> // International Journal of Engineering Research and Technology. — 2020. — Т 13. — № 11. — С. 3631–3640. — URL: http://www.irphouse.com/ijert20/ijertv13n11_76.pdf (дата обращения: 26.05.2021).

11. **Zhang, T.** Optimal design of building environment with hybrid genetic algorithm, artificial neural network, multivariate regression analysis and fuzzy logic controller / T. Zhang, Y. Liu, Y. Rao, X. Li, Q. Zhao. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106810> // Building and Environment. — 2020. — Т 175. — С. 106810. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360132320301682> (дата обращения: 21.04.2021).
12. **Anthony M.** Neural network learning: theoretical foundations / M. Anthony, P.L. Bartlett. — Кембридж: Cambridge university press, 1999. — 389 с.
13. **Haykin S.** Neural Networks: A Comprehensive Foundation / S. Haykin. — 2-е изд. — Сингапур: Pearson Prentice-Hall, 1999. — 823 с.
14. **Tariq R.** Make your own network / R. Tariq. — Скоттс Вэлли: Createspace Independent Publishing Platform, 2016. — 224 с.
15. **Zhang G.** Forecasting with artificial neural networks: The state of the art / G. Zhang, B.E. Patuwo, M.Y. Hu. — DOI [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7) // International Journal of Forecasting. — 1998. — Т 14. — № 1. — С. 35–62. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207097000447> (дата обращения: 05.04.2021).
16. **Waziri, B.S.** Artificial Neural Networks in Construction Engineering and Management / B.S. Waziri, K. Bala, S. Bustani. — DOI <https://doi.org/10.7492/IJAEC.2017.006> // International Journal of Architecture, Engineering and Construction. — 2017. — Т 6. — № 1. — С. 50–60. — URL: <http://journals.iasdm.org/index.php/ijaec/article/view/401> (дата обращения: 07.05.2021).
17. **Heggond S.B.** Artificial neural network application in the field of structural design and construction projects / S.B. Heggond. — DOI <https://doi.org/10.23883/IJRTER.2017.3538.HQYUD> // International Journal of Recent Trends in Engineering & Research. — 2017. — № 3. — С. 74–78. — URL: <https://doi.org/10.23883/IJRTER.2017.3538.HQYUD> (дата обращения: 11.05.2021).
18. **Gajzler M.** The Possibility of Using Neural Networks in Data Analysis Connected with Observation in the Construction Process Simulation / M. Gajzler, A. Konczak. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.10.029> // Procedia Engineering. — 2015. — Т 122. — С. 228–234. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705815031185> (дата обращения: 11.05.2021).
19. **Wang Y.-R.** Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models / Y.-R. Wang, C.-Y. Yu, H.-H. Chan. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.jiproman.2011.09.002> // International Journal of Project Management. — 2012. — Т 30. — № 4. — С. 470–478. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263786311001256> (дата обращения: 12.05.2021).
20. **Gajzler M.** The idea of knowledge supplementation and explanation using neural networks to support decisions in construction engineering / M. Gajzler, A. Konczak. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.041> // Procedia Engineering. — 2013. — Т 57. — № 3. — С. 302–309. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705813007741> (дата обращения: 16.05.2021).
21. **Flood I.** Modeling construction processes using artificial neural networks / I. Flood, P. Christophilos. — DOI [https://doi.org/10.1016/0926-5805\(95\)00011-9](https://doi.org/10.1016/0926-5805(95)00011-9) // Automation in Construction. — 1996. — Т 4. — № 4. — С. 307–320. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0926580595000119> (дата обращения: 27.05.2021).
22. **Gazder U.** Artificial Neural Network Model to relate Organization Characteristics and Construction Project Delivery Methods / U. Gazder, E. Shakshuki, M. Adnan, A. Yasar. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.07.144> // Procedia Computer Science. — 2018. — Т 134. — С. 59–66. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918311074> (дата обращения: 06.04.2021).
23. **Cakar T.** Artificial neural networks for design of manufacturing systems and selection of priority rules / T. Cakar, I. Cil. — DOI <https://doi.org/10.1080/09511920310001607078> // International Journal of Computer Integrated Manufacturing. — 2007. — Т 17. — № 3. — С. 195–211. — URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09511920310001607078> (дата обращения: 06.06.2021).

24. **Кремлева, Л.В.** Моделирование операций технологического проектирования с использованием искусственных нейронных сетей / Л.В. Кремлева, О.И. Бедердинова, А.Н. Елисеев. — DOI <https://doi.org/10.17238/issn2227-6572.2016.3.97> // Вестник Северного (Арктического) федерального университета. Серия: Естественные науки. — 2016. — № 3. — С. 97–105. — URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=27126375> (дата обращения: 02.06.2021).
25. **Rojek I.** Technological process planning by the use of neural networks / I. Rojek. — DOI <https://doi.org/10.1017/S0890060416000147> // Artificial intelligence for engineering design, analysis and manufacturing. — 2017. — Т 31. — № 1. — С. 1–15. — URL: <https://www.cambridge.org/core/journals/ai-edam/article/technological-process-planning-by-the-use-of-neural-networks/A3FD3A5A3E1001486C57D9DC8B9E864C> (дата обращения: 05.06.2021).
26. **Ясницкий, Л.Н.** Нейронные сети — инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы / Л.Н. Ясницкий // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2015. — № 5. — С. 48–56. — URL: https://www.researchgate.net/publication/293657344_Nejronnye_seti_-_instrument_dla_polucenia_novyh_znaniy_uspehi_problemy_perspektivy (дата обращения: 16.04.2021).

Сведения об авторах:

Полянский Алексей Викторович — кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Проектирование и строительство железных дорог», ФГАОУ ВО «Российский университет транспорта», Москва, Россия, e-mail: polal_82@mail.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-6190-0481>

РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=412433

Статья получена: 26.07.2021. Принята к публикации: 18.08.2021. Опубликовано онлайн: 24.09.2021.

REFERENCES

1. Polyanskiy A.V. Possibilities of Applications of Artificial Intelligence in Design Technology and Organization of Construction of High-Speed Rail. *World of Transport and Transportation*. 2014; (2): 38–44. Available at: <https://mirtr.elpub.ru/jour/article/view/46/89> (accessed 18th April 2021). (In Eng.).
2. Polyanskiy A.V. [Artificial intelligence as the basis for the development and implementation of organizational and technological solutions in the construction of high-speed railways]. *Mechanization of construction*. 2014; (1): 15–18. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=21166002> (accessed 18th April 2021). (In Russ.).
3. Polyanskiy = A.V. Theory and practice of constructive solutions technological justification for railway objects via the use of an expert system. *Russian Journal of Transport Engineering*. 2020; 7(3): 01SATS320. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: <https://doi.org/10.15862/01SATS320>.
4. Polyanskiy A.V. Railroad track technological construction process modeling and optimization using a genetic algorithm. *Russian Journal of Transport Engineering*. 2021; 8(1): 05SATS121. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: <https://doi.org/10.15862/05SATS121>.
5. Polyanskiy A.V. Scheduling of construction works in the formation of technological processes of railway construction using a genetic algorithm. In: *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 1151, The 2020 International Conference on Transport and Infrastructure of the Siberian Region (SibTrans 2020) 11th–13th November 2020, Irkutsk, Russia*. Irkutsk: IOP Publishing Ltd; 2020. p. 12018. Available at: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/1151/1/012018> (accessed 14th June 2021). (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1151/1/012018>.

6. Pershin S.P., Ivanov M.I., Akuratov A.F. et al. [Computer-aided design of the organization of construction of railways]. Moscow: Transport Publ.; 1991. (In Russ.).
7. Nebritov B.N. [Organizational and technological design in construction]. Moscow: Vuzovskaya Kniga; 2011. (In Russ.).
8. Bol'shakov A.A. ed. [Intelligent management systems for organizational and technical systems]. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom; 2006. (In Russ.).
9. Kaklauskas A., Zavadskas E. [Biometric and Intelligent Decision Support: Monograph]. Vilnius: Technika; 2012. (In Russ.).
10. Shegelman I.R., Shtykov A.S., Vasilev A.S. Artificial intelligence: a field of synthesis of breakthrough ideas and patenting of intellectual property. *International Journal of Engineering Research and Technology*. 2020; 13(11): 3631–3640. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.37624/IJERT/13.11.2020.3631-364>.
11. Zhang T., Liu Y., Rao Y., Li X., Zhao Q. Optimal design of building environment with hybrid genetic algorithm, artificial neural network, multivariate regression analysis and fuzzy logic controller. *Building and Environment*. 2020; 175: 106810. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106810>.
12. Anthony M., Bartlett P.L. Neural network learning: theoretical foundations. Cambridge: Cambridge university press; 1999. (In Eng.).
13. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2nd Edition. Singapore: Pearson Prentice-Hall; 1999. (In Eng.).
14. Tariq R. Make your own network. Scotts Valley: Createspace Independent Publishing Platform; 2016. (In Eng.).
15. Zhang G., Eddy Patuwo B., Y. Hu M. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*. 1998; 14(1): 35–62. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7).
16. Waziri B.S., Bala K., Bustani S. Artificial Neural Networks in Construction Engineering and Management. *International Journal of Architecture, Engineering and Construction*. 2017; 6(1): 50–60. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.7492/IJAEC.2017.006>.
17. Heggond S.B. Artificial neural network application in the field of structural design and construction projects. *International Journal of Recent Trends in Engineering & Research*. 2017; (3): 74–78. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.23883/IJRTER.2017.3538.HQYUD>.
18. Gajzler M., Konczak A. The Possibility of Using Neural Networks in Data Analysis Connected with Observation in the Construction Process Simulation. *Procedia Engineering*. 2015; 122: 228–234. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.10.029>.
19. Wang Y.-R., Yu C.-Y., Chan H.-H. Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models. *International Journal of Project Management*. 2012; 30(4): 470–478. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2011.09.002>.
20. Gajzler M., Konczak A. The idea of knowledge supplementation and explanation using neural networks to support decisions in construction engineering. *Procedia Engineering*. 2013; 57: 302–309. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.041>.
21. Flood I., Christophilos P. Modeling construction processes using artificial neural networks. *Automation in Construction*. 1996; 4(4): 307–320. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/0926-5805\(95\)00011-9](https://doi.org/10.1016/0926-5805(95)00011-9).
22. Gazder U., Shakshuki E., Adnan M., Yasar A. Artificial Neural Network Model to relate Organization Characteristics and Construction Project Delivery Methods. *Procedia Computer Science*. 2018; 134: 59–66. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.07.144>.
23. Cakar T., Cil I. Artificial neural networks for design of manufacturing systems and selection of priority rules. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2007; 17(3): 195–211. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1080/09511920310001607078>.
24. Kremleva L.V., Bederdinova O.I., Eliseev A.N. Operations simulating of process design with the use of artificial neural networks. *Arctic Environmental Research*. 2016; (3): 97–105. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: <https://doi.org/10.17238/issn2227-6572.2016.3.97>.

25. Rojek I. Technological process planning by the use of neural networks. *Artificial intelligence for engineering design, analysis and manufacturing*. 2017; 31(1): 1–15. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1017/S0890060416000147>.
 26. Yasnitsky L.N. Neural networks — a tool for mining of new knowledge: progress, problems and prospects. *Journal Neurocomputers*. 2015; (5): 48–56. Available at: https://www.researchgate.net/publication/293657344_Nejronnye_seti_-_instrument_dla_polucenia_novyh_znaniy_uspehi_problemy_perspektivy (accessed 16th April 2021). (In Russ., abstract in Eng.).
-

Information about the authors:

Aleksey V. Polyanskiy — Russian University of Transport, Moscow, Russia, e-mail: polal_82@mail.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-6190-0481>

RSCI: http://elibrary.ru/author_profile.asp?id=412433

Submitted: 26th July 2021. Revised: 18th August 2021. Published online: 24th September 2021.