

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

2024, Том 11, № 1 / 2024, Vol. 11, Iss. 1 <https://t-s.today/issue-1-2024.html>

URL: <https://t-s.today/PDF/03SATS124.pdf>

DOI: 10.15862/03SATS124 (<https://doi.org/10.15862/03SATS124>)

2.1.8. Проектирование и строительство дорог, метрополитенов, аэродромов, мостов и транспортных тоннелей (технические науки)

Разработка организационно-технологических схем 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 исследованию процедуры разработки организационно-технологических схем строительства объектов железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети. Организационно-технологические схемы позволяют в наглядной форме представить технологический процесс строительства, определяют последовательность возведения объекта по частям и способы производства работ. В условиях цифровизации разработки организационно-технологической документации возникает необходимость в оперативном формировании наглядных материалов для реализации строительных работ. Именно наглядность позволяет эффективно оценивать разработку и контролировать реализацию технологических процессов. Решение данных задач возможно путем совершенствования существующей системы инженерно-технического сопровождения железнодорожного строительства за счет внедрения подсистемы инженерно-интеллектуального обеспечения технологических процессов строительства объектов железнодорожного пути. Одной из задач подсистемы является эффективное использование средств автоматизации с элементами искусственного интеллекта.

Анализ процедуры разработки организационно-технологических схем позволил определить возможности применения искусственной нейронной

сети к получению наглядного представления технологического процесса с учетом его пространственного членения на захватки. Для этого была разработана структура нейронной сети, программный модуль, реализующий алгоритм ее обучения, определены перечни входных данных и выходных параметров. Для обучения нейронной сети использована заранее подготовленная в кодированном формате выборка данных на основе существующих организационно-технологических схем строительства объектов железнодорожного пути.

На основе результатов теоретического исследования представлены практические аспекты разработки организационно-технологических схем с применением нейронной сети на примере возведения насыпей железнодорожного земляного полотна.

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

Ключевые слова: железнодорожное строительство; организационно-технологическая схема; организационно-технологическая документация; технологический процесс; объект железнодорожного пути; методы искусственного интеллекта; искусственная нейронная сеть

Development of organizational and technological construction diagrams of railway track facilities with the use of artificial neural networks

Aleksey V. Polyanskiy

Russian University of Transport, Moscow, Russia

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

Abstract. The article is devoted to the research of the development procedure of organizational and technological construction diagrams of railway track facilities with the use of artificial neural networks. Organizational and technological diagrams allow to present the construction technological process in a visual form, determine the sequence of the facility erection in parts and methods of work production. In the digitalization conditions of organizational and technological documentation development there is a need for the rapid formation of visual materials for the construction works implementation. It is the visual aspects that allows to effectively assess the development and control of the technological processes implementation. The solution of these problems is possible by improving the existing engineering and technical support system of railway construction through the introduction of an engineering-intellectual support subsystem of technological processes of railway track facilities construction. One of the subsystem's tasks is the effective use of automation tools with the artificial intelligence elements.

The development procedure analysis of organizational and technological diagrams allowed to determine the

artificial neural network application possibilities to obtain a visual representation of the technological process taking into account its spatial partitioning into grips. For this purpose the neural network structure, the program module realizing the algorithm of its training, the lists of input data and output parameters were developed. For the neural network training the data sample prepared in advance in the coded format based on the existing organizational and technological diagrams of railway track facilities construction was used.

Based on the theoretical study results, practical development aspects of organizational and technological diagrams with the use of neural network on the example of the railway roadbed embankments erection are presented.

The results given in the article are obtained in the course of dissertation research carried out by the author.

Keywords: railway construction; organizational-technological diagram; organizational-technological documentation; technological process; railway track facility; methods of artificial intelligence; artificial neural networks

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

Внедрение цифровых технологий в транспортное строительство, в частности в железнодорожное строительство (ЖДС), предъявляет новые требования к организационно-технологической подготовке и разработке технологических процессов (ТП) строительства объектов железнодорожного пути (ОЖДП). Традиционные подходы к организационно-технологическому проектированию (ОТП) уже не отвечают современным требованиям по обеспечению производственной гибкости строительных (подрядных) организаций (СПО) и быстрого реагирования на изменяющиеся условия выполнения работ. В связи с этим становится актуальной интеллектуализация деятельности СПО на всех уровнях организационно-технологической подготовки ЖДС. Она подразумевает применение методов и средств искусственного интеллекта (ИИ) для наделяния автоматизированных систем возможностью оперативного решения задач ОТП строительства ОЖДП [1; 2]. Для этого предлагается воспользоваться возможностями подсистемы инженерно-интеллектуального обеспечения технологического процесса (ИИОТП), разрабатываемой в рамках инженерно-технического сопровождения строительства ОЖДП.

Подсистема ИИОТП включает в себя набор методов и алгоритмов, которые позволяют в интеллектуальном режиме формировать структуру ТП, планировать средства технологического оснащения, а также разрабатывать организационно-технологические схемы (ОТС) строительства ОЖДП [3; 4].

В рамках формирования методологии ИИОТП строительства ОЖДП рассмотрено решение задачи представления ТП в графической форме. Для этого был проведен анализ существующей процедуры разработки ОТС и возможные пути ее совершенствования.

Далее будут рассмотрены результаты исследования посвященного разработке ОТС строительства ОЖДП с применением искусственной нейронной сети (ИНС).

1. Сущность, содержание и особенности разработки организационно-технологических схем строительства объектов железнодорожного пути

1. Essence, content and peculiarities of organizational and technological diagrams development of railway track facilities construction

ОТС возведения объектов железнодорожного пути определяют последовательность их возведения по частям, способы производства работ

и методы организации строительства. Данные схемы содержат расчеты, графические материалы, технико-экономические обоснования, а также отражают принятые организационно-технологические решения. Графические материалы показывают схемы очередности возведения ОЖДП, маршруты движения машин и монтаж конструкций. Также схемы содержат описание применяемых машин, механизмов и оборудования [5; 6].

ОТС определяют оптимальные решения для последовательности и методов строительства ОЖДП. Они также включают пространственное членение ОЖДП (захватки, участки, пролеты, узлы и др.), последовательность возведения ОЖДП и характеристику основных методов производства строительных работ с кратким описанием принятых проектных решений [5].

ОТС включают [5; 6]:

- организационную составляющую, под которой понимается упорядочение элементов строительного производства для достижения рациональных отношений между ними;
- технологическую составляющую, которая предполагает описание последовательности и средств осуществления строительно-монтажных работ (СМР).

Исходными данными для разработки ОТС строительства ОЖДП являются [6]:

- проектные решения;
- данные об аналогичных объектах и комплексах;
- сведения о необходимых материально-технических ресурсах для выполнения СМР.

ОТС производства работ служат основой для календарного планирования. Также при разработке этих схем учитываются прогрессивные способы возведения ОЖДП, технологическое обеспечение и современные методы организации строительства.

2. Разработка процедуры разработки организационно-технологической схемы строительства объекта железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети

2. Development of the organizational and technological diagram development procedure of railway track facility construction with the use of artificial neural networks

Применение ИНС для решения задач строительного производства, показало, что они способны обрабатывать большие объемы данных,

находить скрытые закономерности и делать точные прогнозы [7–12]. Также они имеют ряд преимуществ перед традиционными математическими методами в решении инженерно-технических задач [8–13]:

- способны решать задачи, имеющие элементы неопределенности и не поддающиеся адекватной формализации;
- могут решать задачи, формально разрешимые, но не решаемые существующими математическими методами;
- могут решать задачи, результаты решения которых не соответствуют определенным требованиям (точность, оперативность, качество решения).

ИНС представляют собой многослойные структуры, состоящие из связанных между собой нейронов. Каждый нейрон принимает на вход определенный набор данных и выдает на выход результат своей работы. Нейроны в сети соединены между собой таким образом, что выходные данные одних нейронов являются входными данными для других. Данные передаются от одного слоя к другому, и каждый слой нейронов выполняет определенную часть работы. Например, первый слой нейронов может извлекать признаки из входных данных, второй слой нейронов может выполнять классификацию или прогнозирование, а третий слой нейронов может принимать решение [14–16].

ИНС обучаются на примерах. Обучающий набор состоит из пар входных данных и желаемых выходных данных. ИНС настраивает свои внутренние параметры таким образом, чтобы минимизировать ошибку между фактическими и желаемыми выходными данными. Обучение ИНС может быть сложным и трудоемким процессом. Однако существуют различные методы обучения ИНС, которые позволяют ускорить и упростить этот процесс. Результат работы ИНС определяется функцией активации, которая может быть линейной или нелинейной [14–16].

Таким образом, 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 проектирования ОТС строительства ОЖДП.

В работах [4; 7] рассмотрен порядок нейросетевого моделирования, на основе которого в настоящей работе будет сформирована структура ИНС, проведено ее обучение и тестирование.

Процедура нейросетевого проектирования ОТС представлена на рисунке 1.



Рисунок 1. Схема математического моделирования искусственной нейронной сети для проектирования организационно-технологической схемы строительства объекта железнодорожного пути (разработано автором)

Figure 1. Mathematical modeling diagram of an artificial neural network for designing an organizational and technological diagram of a railway track facility construction (developed by the author)

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 целые числа, кодирующих наличие или отсутствие признаков, определяющих ОТС.

Входные данные:

- X_1 — категория «Область применения ОТС» — содержит данные, определяющие конструктивно-технологические особенности ОЖДП (насыпь, выемка, водопропускная труба, малый мост, рельсо-шпальная решетка и т. д.);
- X_2 — категория «Природно-климатические условия» — содержит данные, определяющие погодные и климатические условия строительства (температура воздуха, количество осадков, ветровые воздействия и пр.);
- X_3 — категория «Инженерно-геологические условия» — содержит данные, определяющие категории сложности инженерно-геологических условий (рельеф, состав и свойства грунтов, карстовые и гидрологические процессы, сейсмичность и пр.);

- X_4 — категория «Конструкция ОЖДП» — содержит данные, определяющие конструктивные особенности ОЖДП, структурные связи, материалы;
- X_5 — категория «Условия производства работ» — содержит данные, определяющие возможности реализации ТП с привлечением определенных технических средств, трудовых ресурсов и учитывающие особенности участка строительства.

Каждая категория входных данных представляет собой комбинацию признаков.

Выходные параметры:

- Y_i — описание захватки № i , где $i = 1 \dots 10$.

На рисунке 2 представлен пример кодирования входных данных и выходных параметров для обучающей выборки формирования ОТС строительства ОЖДП.

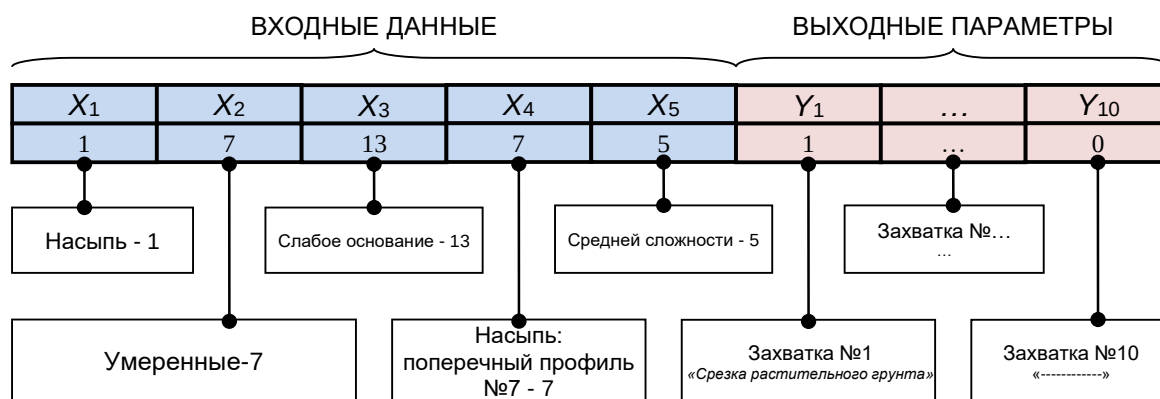


Рисунок 2. Пример кодирования входных данных и выходных параметров для обучающей выборки формирования организационно-технологической схемы строительства объекта железнодорожного пути (разработано автором)

Figure 2. Example of input data and output parameters coding for training sample of organizational and technological diagram formation of a railway track facility construction (developed by the author)

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

Значения компонент векторов X_{dm} и Y_{dm} сформированы на основе, условий, требований, особенностей производства работ в рамках ТП строительства ОЖДП. Для этого были использованы сведения, содержащиеся в СП 131.13330.2020, СП 48.13330.2019, СП 47.13330.2016, СП 119.13330.2017, СП 238.1326000.2015 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: $DM = 7N_x + 15$ [4; 7; 16], 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 проектирования ОТС 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 (содержание захваток) 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 [4; 7; 15; 16].

1. Количество входных нейронов $N_x = 5$, что соответствует размерности входного вектора X ;

2. Количество выходных нейронов $N_y = 10$, 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.

$$\frac{10 \cdot 50}{1 + \log_2(50)} \leq N_w \leq 10 \left(\frac{50}{5} + 1 \right) (5 + 10 + 1) + 10,$$

$$76 \leq N_w \leq 1770,$$

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.

$$5 \leq N \leq 118,$$

$$N \approx 62.$$

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 3.

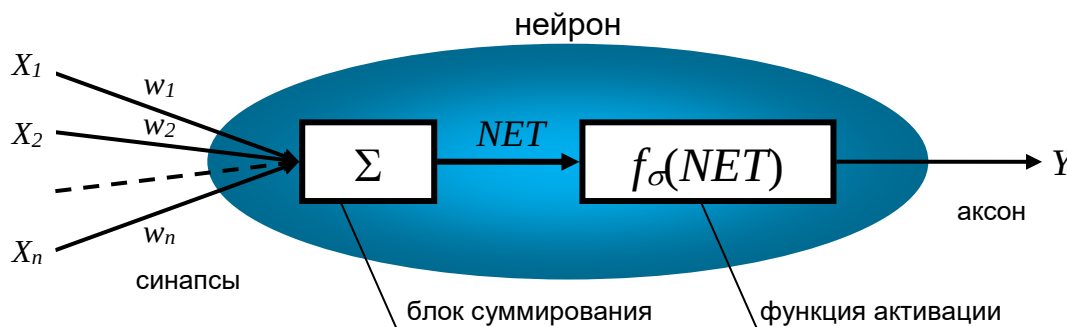


Рисунок 3. Структура искусственного нейрона (разработано автором)

Figure 3. 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 [4; 7; 15; 16]:

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.

5. Активационная функция скрытых нейронов, согласно теореме Арнольда — Колмогорова — Хехт-Нильсена, задана сигмоидной (4) (рис. 4). 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.

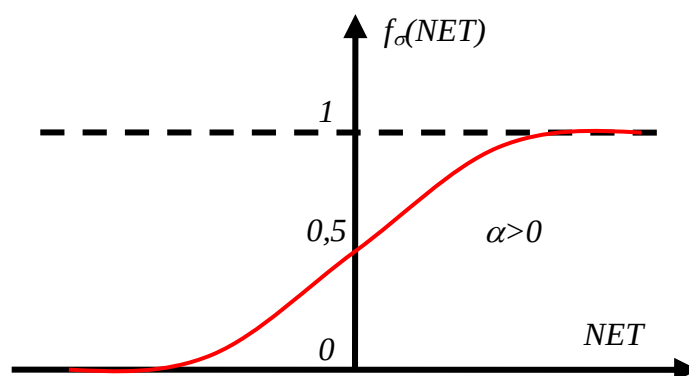


Рисунок 4. Сигмоидная функция активации (разработано автором)

Figure 4. Sigmoidal activation function (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. 5).

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 [4; 7; 16].

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

где $n(i)$ — число нейронов в i -м слое; k — номер синапса, соединяющего нейрон H_{ij} с нейроном $H_{i+1,k}$ следующего слоя.

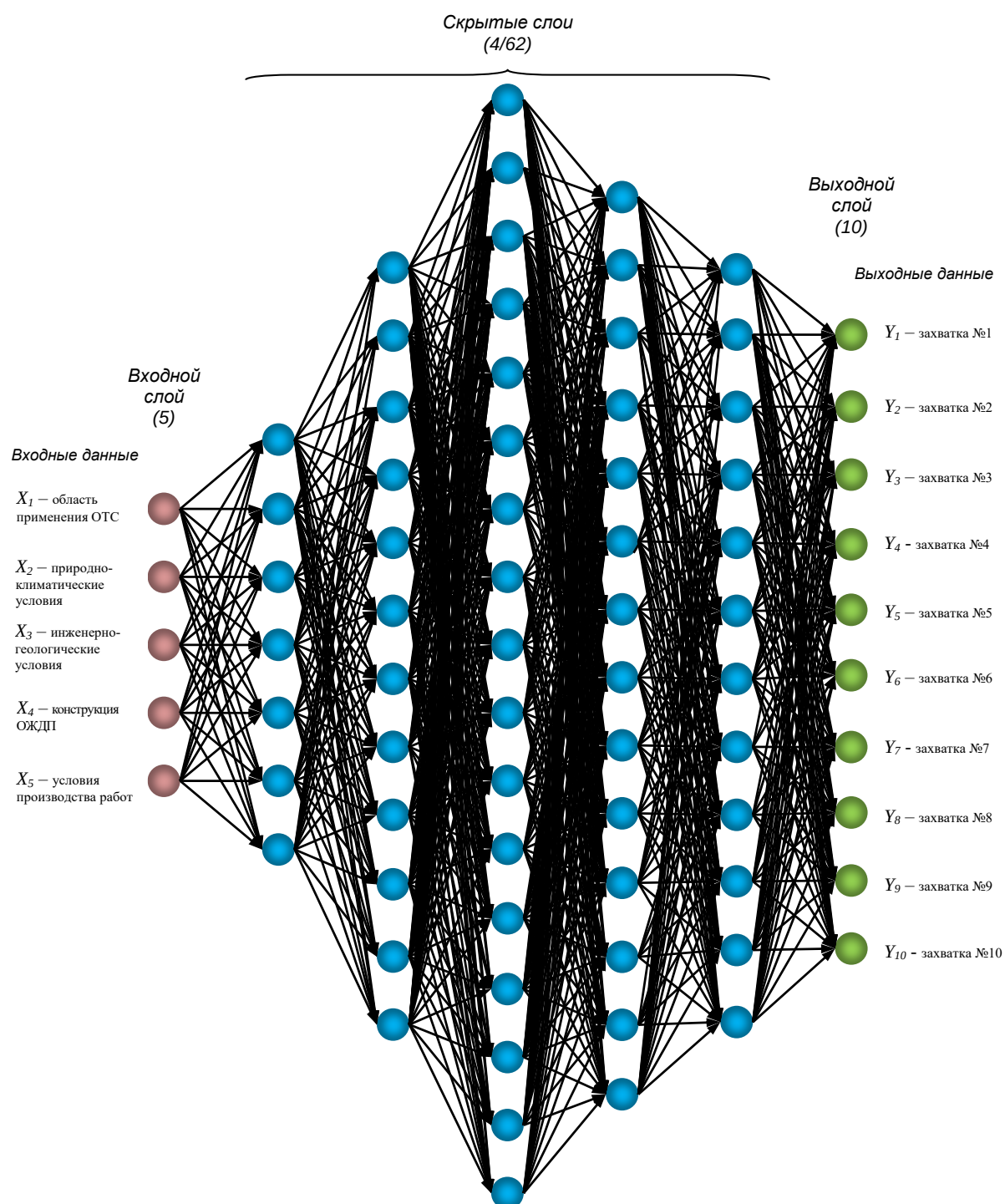


Рисунок 5. Структура искусственной нейронной сети (разработано автором)

Figure 5. Artificial neural network structure (developed by the author)

Для решения задачи формирования ОТС строительства ОЖДП входные данные (X) и выходные параметры (Y) были кодированы и увязаны. Для этого была сформирована выборка данных для обучения ИНС, содержащая 19 позиций примеров ОТС, каждая из которых разбита на захватки.

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. 6).

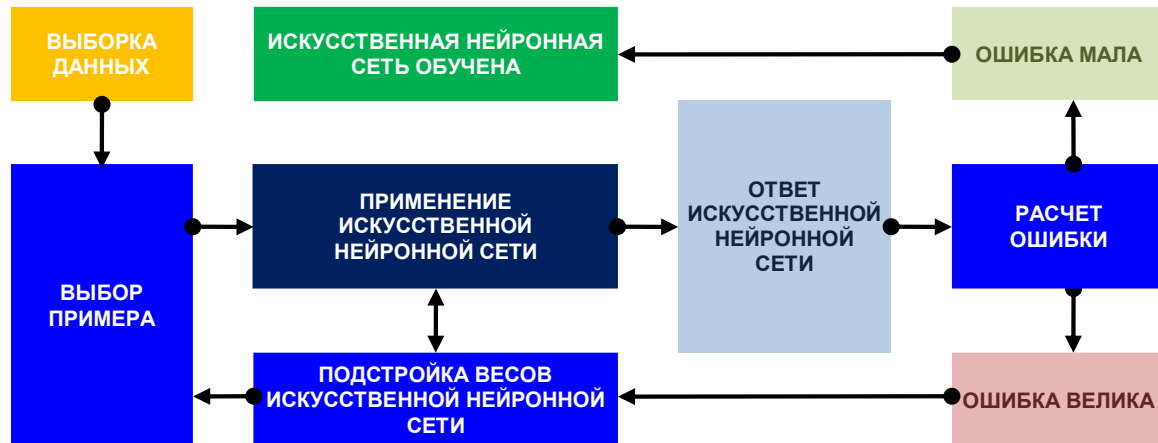


Рисунок 6. Процесс обучения искусственной нейронной сети с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (разработано автором)

Figure 6. Artificial neural network training process using the error back-propagation 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 [4; 7; 14; 16]:

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

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 формирования ОТС, 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 ОТС с определенным количеством захваток, составом технических средств, на которые оказывают влияние исходные данные.

Именно так разработчик организационно-технологической документации (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 семислойная структура была представлена как имеющая входной слой $k = 0$, несколько скрытых слоев $k = 1, 2, \dots, 5$ и выходной слой $k = 6$. 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 $N = H_0 = 5$ входов и $M = H_6 = 10$ 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 [4; 7; 14; 16]:

1. *Инициализация синаптических весов и смещений.* В циклах по $k = 1, 2, \dots, 6$; $i = 1, 2, \dots, H_k$; $j = 0, 1, 2, \dots, H_{k-1}$ 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 $k = 1, 2, \dots, 6$; $i = 1, 2, \dots, H_k$ 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 $\bar{y}_j^{(0)} = x_j$; $x_0 = 1$; $\bar{y}_0^{(k-1)} = 1$; $\bar{y}_i = \bar{y}_i^{(6)}$ — выходные сигналы ИНС.

4. *Проход в обратном направлении.* В циклах по $k = 6, 5, \dots, 1$; $i = 1, 2, \dots, H_k$; $j = 0, 1, 2, \dots, H_{k-1}$ 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. *Закрытие 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 $DM = 50$. После корректировки весовых коэффициентов ИНС (для каждой обучающей выборки) шаги 2–4 будут повторены 50 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 (11) или (12), 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 [4; 7; 16].

Обучение ИНС — сложный и наукоемкий процесс. Для реализации алгоритма обучения ИНС с учетом различных параметров и настроек разработан экспериментальный программный модуль интеллектуальной автоматизированной системы (ИАС) «ОргТехСхема». 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 [4; 7; 16].

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 $\bar{Y}_{dm}$ [4; 7; 16].

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 формирования ОТС строительства ОЖДП.

Шестой этап — исследование и формирование ОТС. Обученная ИНС получила способность адекватно реагировать на изменение входных данных и генерировать результаты так же, как это происходит при проектировании ОТС 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 инженерно-геологические условия или условия производства работ, можно пронаблюдать за изменением содержания структурных элементов (захваток) ОТС. Далее будут показаны некоторые результаты практической реализации разработки, обучения и применения ИНС для разработки ОТС возведения насыпи ЖДЗП в автоматизированном режиме.

3. Практическая реализация процедуры формирования организационно-технологической схемы возведения насыпи железнодорожного земляного полотна с применением искусственной нейронной сети

3. Practical implementation of the organizational and technological diagram formation procedure of railway roadbed construction using an artificial neural network

В экспериментальных целях для практической реализации процедуры формирования ОТС строительства ОЖДП разработан экспериментальный программный модуль ИАС «ОргТехСхема», который позволяет в автоматизированном режиме решить данную задачу с применением ИНС. Модуль состоит из программной оболочки, реализующей интерфейс, и БД «ОргТехСхема», назначением которой является накопление и хранение исходных данных и результатов формирования ОТС.

Для примера практической реализации процедуры формирования ОТС рассмотрены конструктивные решения насыпей железнодорожного земляного полотна (ЖДЗП) на трех участках, представленные поперечными профилями на рисунках 7–9. Конструкции насыпей определены по результатам выполненных расчетов устойчивости и напряженно-деформированного состояния земляного полотна.

Поперечные профили насыпей в целом имеют схожие конструктивные признаки за исключением оснований. Здесь имеются существенные отличия, что продиктовано особенностями геологического строения рассматриваемых участков. Предложенные решения по усилению оснований насыпей предполагают реализацию различных технологий. Соответственно необходимо разработать ТП для каждого случая.

Ниже будет дано описание ТП возведения насыпей на рассматриваемых участках, которые станут основой для формирования ОТС и для исследования работы ИНС. Следует отметить, что описание ТП будет кратким, без привязки к объемам работ и указания технических характеристик используемых машин, но для формирования ОТС и определения размеров захваток указанные параметры являются необходимыми и учитываются.

На всех трех участках присутствует почвенно-растительный (плодородный) слой грунта толщиной 0,3 м, который срезается бульдозером и буртуется в полосе отвода.

Также на всех трех участках предусмотрены усиление основания насыпи двумя слоями геотекстиля и укладка гидроизоляционной мембраны. Устройство армирующих слоев из геосинтетических материалов начинается с подготовки основания для устройства армирующего слоя. Для этого грунт выравнивается бульдозером, устраивается слой песка средней крупности толщиной 0,1 м, а затем слой дренажного геокомпозита с гидроизоляционной мембраной. Затем укладывается армирующий слой из геотекстиля, который раскладывается вдоль с запасом по обеим сторонам насыпи с учетом длины материала в рулоне и перекрываемой ширины. Рулоны геотекстиля соединяются металлическими скобами через 1,5–2,0 м, после чего засыпаются слоем песчано-щебеночной смеси фракций 10–20 мм толщиной 0,5 м. На завершающем этапе грунт разравнивается и уплотняется катками на пневмошинах.

Геологическое строение основания для насыпи на участке № 1 до глубины 0,3–7,0 м представлено следующими видами грунта: пески мелкие средней плотности влажные и водонасыщенные; супесь пластичная; глина тугопластичная; глина полутвердая, набухающая; доломиты.

Технологический процесс усиления основания насыпи на участке предусматривает после укладки геосинтетических материалов устройство свай по технологии непрерывного полого шнека (НПС) без армирования. Для этого осуществляется бурение скважин (диаметром 0,5 м и глубиной 5 м) буровой установкой (на базе экскаватора): буровая колонна, состоящая из полых шнеков, погружается в грунт на заданную глубину, одновременно выбуривая грунт на поверхность. Когда шнек достигает проектной глубины, производится подача бетона класса «В15» бетононасосом в полость буровой колонны через полый шнек. В то же время шнек извлекается из скважины. После завершения работы на одной оси свай буровая установка переставляется на следующую. Расстояние между сваями составляет 2,5 диаметра свай, а свайные поля образуются в

форме прямоугольника, ширина которых соответствует ширине основания земляного полотна.

После набора прочности бетона, устраивается гибкий ростверк. Он состоит из трех слоев щебня толщиной по 0,2 м каждый, дополнительно армированных двухосной георешеткой высокой прочности в два слоя.

Геологическое строение основания для насыпи на участке № 2 представлено третьей категорией сложности инженерно-геологических условий, вследствие распространения карстовых процессов. Карстовые полости встречаются на различной глубине, по данным бурения не превышают 0,8–1,5 м. Для повышения прочности и устойчивости насыпи предусмотрена замена грунта слабого основания.

Технологический процесс усиления основания насыпи на участке предусматривает разработку грунта экскаватором и его последующий вывоз автосамосвалами в отвал. Засыпка образовавшегося котлована осуществляется привозным песчаным грунтом с применением экскаватора, с его равномерным распределением по всей площади. После засыпки производится планировка поверхности бульдозером с использованием продольных проходов с перекрытием предыдущих проходов на 0,4–0,5 м. Последним этапом является послойное уплотнение основания с помощью катка на пневмошинах. В качестве противокарстовых мероприятий приняты усиление основания насыпи геосинтетическими материалами.

Геологическое строение основания для насыпи на участке № 3 представлено просадочными грунтами (пылевато-глинистые грунтами с высокой структурной прочностью), которые при увлажнении и нагрузке значительно оседают.

Технологический процесс усиления основания насыпи на участке предусматривает после укладки геосинтетических материалов армирование с применением грунтоцементных микросвай диаметром 0,1 м. Для этого осуществляется проходка буровой установкой с смесительным инструментом скважины глубиной 2 м. При этом осуществляется размельчение и перемешивание грунта с подаваемой под давлением цементной суспензией. В ходе извлечения инструмента из скважины полученная смесь грунта и суспензии смешивается повторно и уплотняется. После завершения работы на одной оси сваи буровая установка переставляется на следующую. Расстояние между микросваями составляет два диаметра свай, а свайные поля образуются в форме прямоугольника, ширина которых соответствует ширине основания земляного полотна.

После набора прочности грунтоцементной смесью, устраивается гибкий ростверк. Он состоит слоев щебня толщиной по 0,2 м каждый, дополнительно армированных двухосной георешеткой высокой прочности в два слоя.

Технологический процесс возведения тела насыпи предусматривает отсыпку дренирующего грунта автосамосвалами. При выгрузке грунт разравнивается слоями бульдозером для получения в поперечном сечении двускатного профиля. Для достижения оптимальной влажности грунта запланировано использование поливочной машины. В процессе планировки грунт уплотняется катком на пневмошинах.

Технологический процесс устройства второго (морозоустойчивого) защитного слоя предусматривает отсыпку автосамосвалами начального слоя дренирующего грунта (песка) на подготовленную поверхность, его послойную планировку бульдозером и уплотнение катком на пневмошинах.

Технологический процесс устройства первого защитного слоя предусматривает отсыпку автосамосвалами щебеночно-гравийно-песчаной смеси, ее разравнивание бульдозером и уплотнение катком на пневмошинах.

Технологический процесс укрепления откосов насыпи предусматривает предварительную подготовку поверхности с последующей планировкой экскаватором-планировщиком. Затем автосамосвалами из полосы отвода завозится почвенно-растительный слой и равномерно распределяется по откосам. Далее внахлест укладываются геоматы с последующим Следующим этапом является процесс травосеяния (гидропосев), для которого используются машины-гидросеялки.

На основе описанных ТП возведения насыпи с целью определения возможностей применения ИНС для формирования ОТС был проведен эксперимент, состоящий из трех этапов:

- применения разработчиком ОТД отдельных фрагментов ОТС для формирования ОТС возведения насыпи ЖДЗП с учетом ее конструктивно-технологических особенностей;
- подготовки выборки данных (фрагментов ОТС в виде захваток) и применении специального программного модуля для формирования структуры, обучения и тестирования ИНС;
- использования программного модуля с обученной ИНС для формирования ОТС и сравнения с результатами, полученными разработчиком ОТД.

В рамках первого этапа были получены ОТС возведения насыпей, сформированные разработчиком ОТД (рис. 10–12).

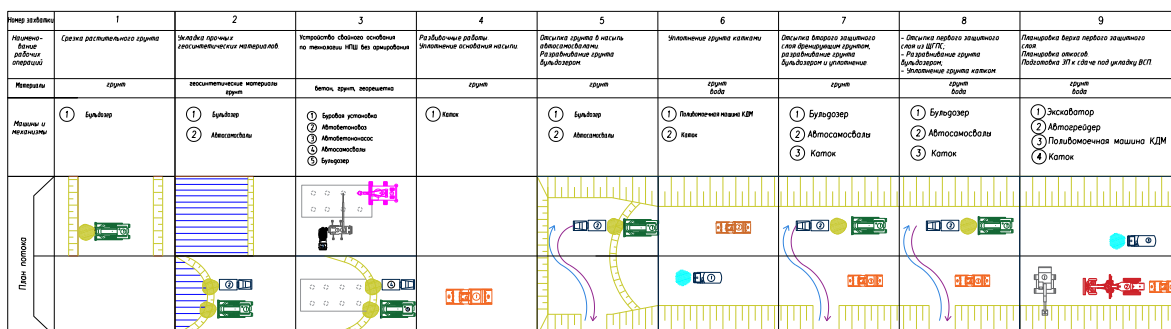


Рисунок 10. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна с повышением прочности основания путем устройства свай по технологии непрерывного ползого инека (НПС) (разработано автором)

Figure 10. Organizational and technological diagram of the railway roadbed construction with the increase of the base strength by the pile installation using the continuous flight auger (CFA) technology (developed by the author)

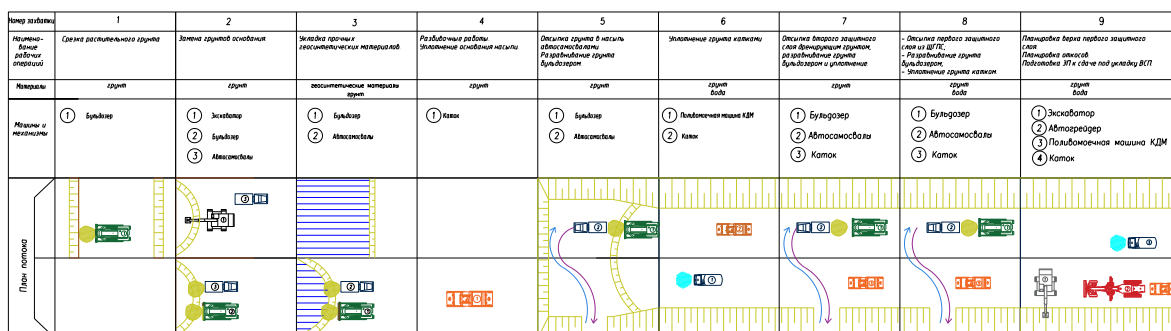


Рисунок 11. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна с повышением прочности основания путем замены грунта (разработано автором)

Figure 11. Organizational and technological diagram of the railway roadbed construction with the increase of the base strength by replacing the soil (developed by the author)

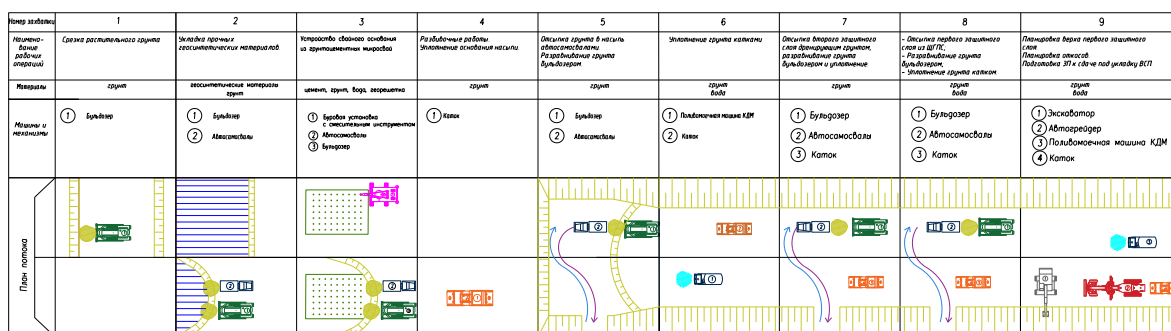


Рисунок 12. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна с повышением прочности основания путем армирования грунтоцементными микросваями (разработано автором)

Figure 12. Organizational and technological diagram of the railway roadbed construction with the increase of the base strength by reinforcing with soil-cement micropiles (developed by the author)

На втором этапе проводимого эксперимента была подготовлена выборка данных, которая представляет собой перечень сопоставленных между собой входных данных и выходных параметров в кодированной форме (табл. 1).

Таблица 1 / Table 1

**Фрагмент выборки данных, содержащей
входные данные и выходные параметры для обучения, тестирования и
применения искусственной нейронной сети**

**Data sample fragment containing input data and output
parameters for training, testing and application of artificial neural network**

X1	X2	X3	X4	X5	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	Y9	Y10
1	8	18	7	12	2	7	0	24	29	37	43	47	50	54
1	4	6	18	6	3	6	13	0	32	37	43	48	50	55
1	9	15	9	7	2	8	15	24	34	39	0	46	51	0
1	6	7	9	9	2	7	12	21	35	40	42	47	50	0
1	7	13	7	5	1	9	12	20	33	36	40	43	48	0
1	8	16	19	9	2	6	12	0	35	39	43	46	49	53
1	4	18	14	11	3	4	15	23	0	39	43	48	49	54
1	9	6	18	10	2	5	0	26	31	39	41	46	50	0
2	8	17	16	6	1	7	18	20	30	0	42	45	50	55
2	8	10	6	6	2	5	12	27	29	37	42	47	51	0
2	9	17	16	14	2	5	9	26	28	38	42	47	49	0

Составлено автором / Developed by the author

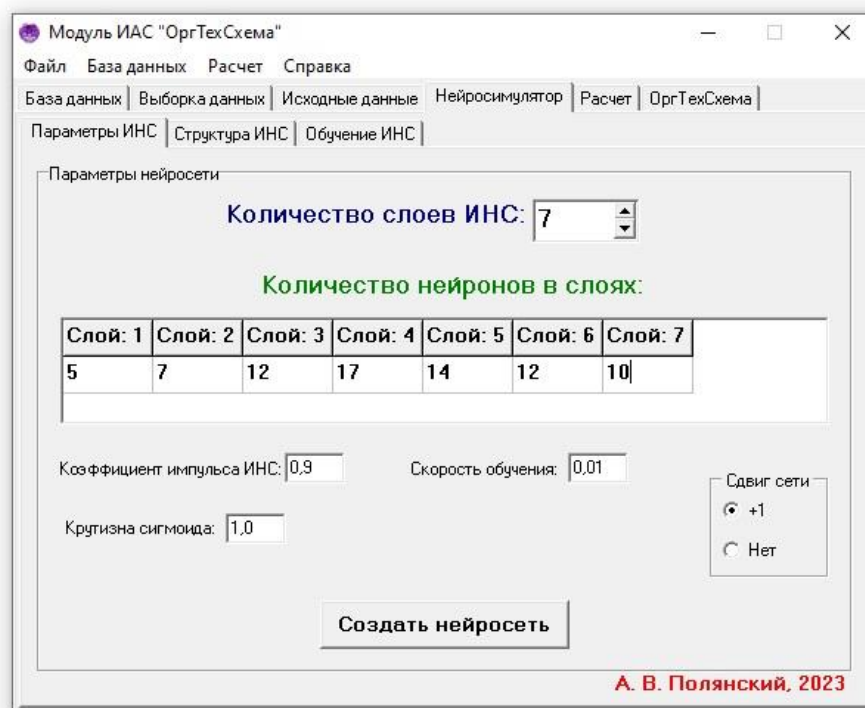


Рисунок 13. Фрагмент работы программного модуля «OrgTechScheme», вкладки «Нейросимулятор-Параметры ИНС» (разработано автором)

Figure 13. Fragment of operation of the program module «OrgTechScheme», tab «Neurosimulator — ANN parameters» (developed by the author)

На рисунке 13 представлен фрагмент работы модуля «ОргТехСхема» 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 7) и количество скрытых слоев и нейронов в них. Данные параметры необходимы для формирования структуры сети, описанной в п. 2 и ее последующего обучения.

На рисунке 14 представлен фрагмент работы модуля «ОргТехСхема» вкладки «Нейросимулятор-Структура ИНС». Вкладка содержит графическое изображение структуры ИНС, сформированной по результатам теоретического исследования и заданных параметров на вкладке «Параметры ИНС».

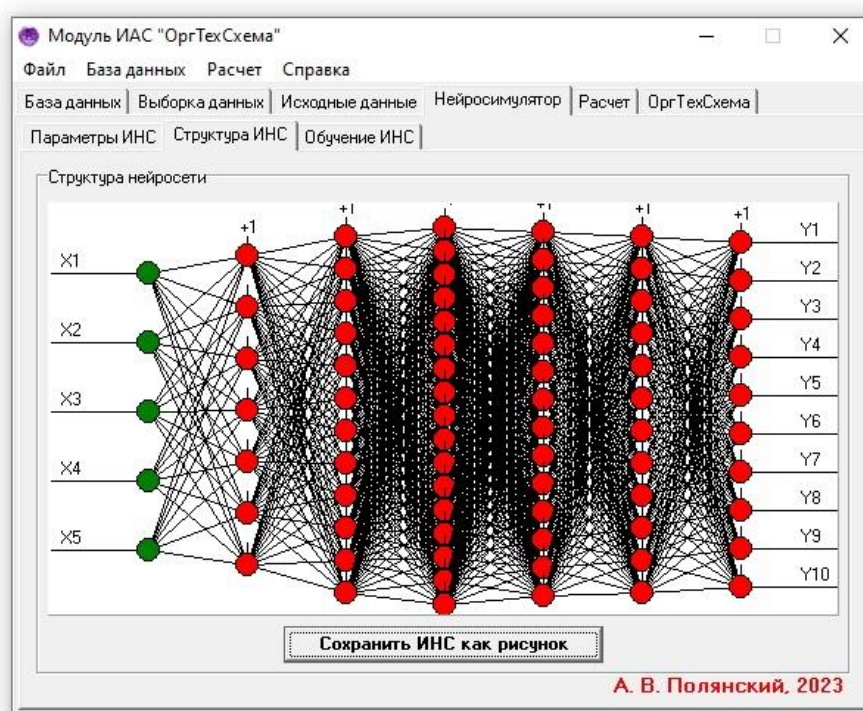


Рисунок 14. Фрагмент работы программного модуля «ОргТехСхема», вкладка «Нейросимулятор-Структура ИНС» (разработано автором)

Figure 14. Job of work of the program module «OrgTechScheme», tab «Neurosimulator — ANN structure» (developed by the author)

На рисунке 15 представлен фрагмент работы модуля ИАС «ОргТехСхема» вкладки «Нейросимулятор-Обучение ИНС». Обучение проведено с привлечением значений из выборки данных.

В программном модуле 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 638917-й эпохе, а среднеквадратичная ошибка составила 0,049997 при допустимой ошибке обучения ИНС 0,05.

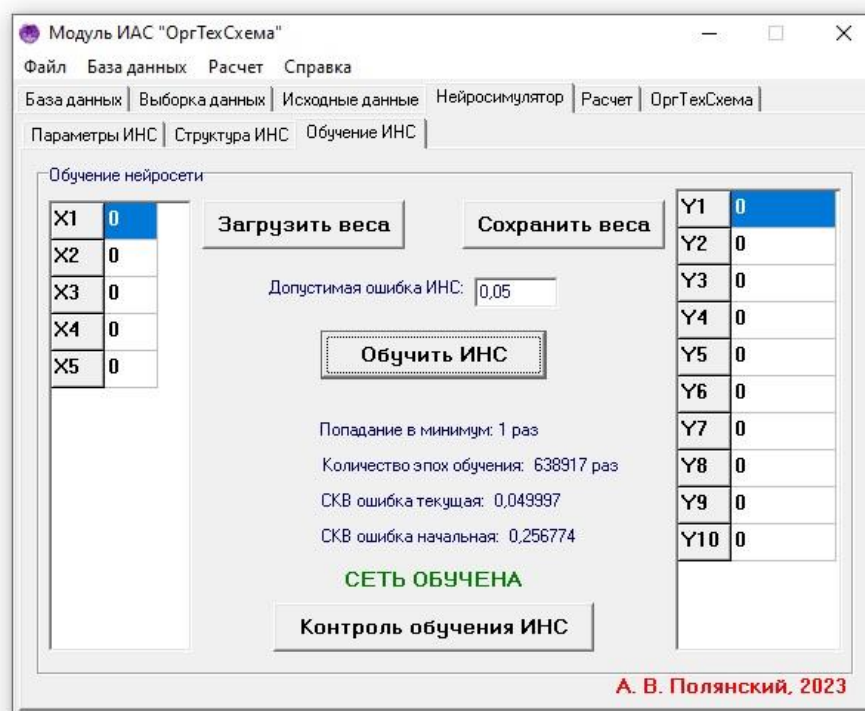


Рисунок 15. Фрагмент работы программного модуля «OrgTechScheme», вкладка «Нейросимулятор-Обучение ИНС» (разработано автором)

Figure 15. Job of work of the program module «OrgTechScheme», tab «Neurosimulator-Training of ANN» (developed by the author)

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.

На рисунке 16 представлен фрагмент работы модуля ИАС «OrgTechScheme» вкладка «Расчет» с элементами (захватками и их описанием) ОТС для участка № 1. На данном этапе работы модуля осуществляется применение результатов обучения ИНС. Для этого для режима «Железнодорожное земляное полотно» необходимо заполнить (выбрать из списков) поля в группе «Входные данные».

Модуль ИАС «OrgTechСхема»

Файл База данных Расчет Справка

База данных | Выборка данных | Исходные данные | Нейросимулятор | Расчет | OrgTechСхема

Формирование организационно-технологической схемы (ОТС)

Объект железнодорожного пути: Железнодорожное земляное полотно

Входные данные

Область применения ОТС: 1 насыпь (1); обычная (0)

Природно-климатические условия: 7 климатический район - IIВ (2); температура - отно

Инженерно-геологические условия: 13 геологическое строение местности и характер с.

Конструкция ОЖДП: 7 основание - геосинтетический материал (1), буро

Условия производства работ: 5 транспортная доступность участка - средняя (1);

Организационно-технологическая схема: Расчет с применением ИНС

Y-1 Y-9 Y-12 Y-20 Y-33 Y-36 Y-40 Y-43 Y-48 -

Сформировать ОТС в графическом виде

А. В. Полянский, 2023

Рисунок 16. Фрагмент работы программного модуля «OrgTechСхема», вкладка «Расчет» с элементами ОТС в кодированной форме для участка № 1 (разработано автором)

Figure 16. Job of work of the program module «OrgTechScheme», tab «Calculation» with OTD elements in the coded form for section No. 1 (developed by the author)

Входные данные определены как:

- X_1 — категория «Область применения ОТС»: насыпь (1); обычная (0). Тогда $X_1 = 1$;
- X_2 — категория «Природно-климатические условия»: климатический район — IIВ (2); температура — относительно высокая (2); скорость ветра — умеренная (1); осадки — высокий уровень (2). Тогда $X_2 = 7$;
- X_3 — категория «Инженерно-геологические условия»: геологическое строение местности и характер слагающих ее пород — осадочные, магматические и метаморфические горные породы (3); грунты — пески, супесь, глина, доломиты (6); рельеф — плоский (0); гидрогеологические условия — высокий уровень грунтовых вод (1); мерзлота — отсутствует (0); геологические процессы — подтопления (3); сейсмичность — очень слабая (0). Тогда $X_3 = 13$;

- X_4 — категория «Конструкция ОЖДП»: основание — геосинтетический материал (1), буронабивные сваи (1), без арматурного каркаса (0); тело-насыпи — дренирующий грунт (1), защитный слой № 1 — песок (1), защитный слой № 2 — щебеночно-гравийно-песчаная смесь (1); откосы — геоматы (1), траваосеяние (1). Тогда $X_4 = 7$;
- X_5 — категория «Условия производства работ»: транспортная доступность участка — средняя (1); наличие источников воды — есть (1); стесненность — отсутствует (0); охранный зона — отсутствует (0); доступность трудовых ресурсов — высокая (2); уровень применяемой строительной техники — средний (1). $X_5 = 5$.

После нажатия на кнопку «Расчет с применением ИНС» предлагается вариант ОТС.

На рисунке 17 на вкладке «ОргТехСхема» результат расчета с применением ИНС представлен в графической форме с описанием захваток.

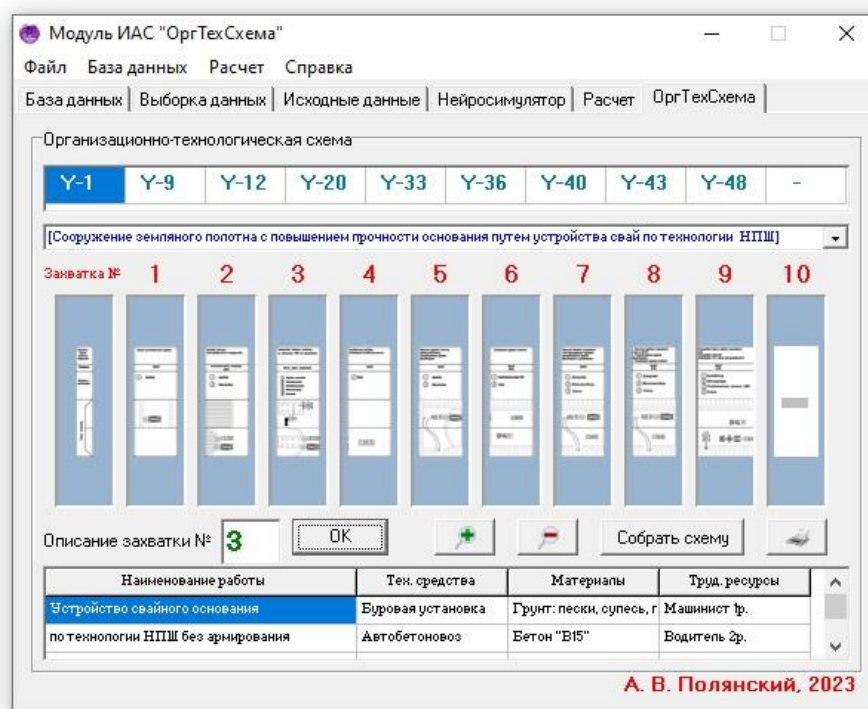


Рисунок 17. Фрагмент работы программного модуля «ОргТехСхема», вкладка «ОргТехСхема» с элементами (захватками и их описанием) ОТС для участка № 1 (разработано автором)

Figure 17. Job of work of the program module «OrgTechScheme», tab «OrgTechScheme» with the elements (grips and their description) of the OTD for section No. 1 (developed by the author).

Были введены данные для трех рассматриваемых случаев. При этом ОТС, полученная для насыпи на участке № 1 (рис. 18), являлась частью обучающей выборки данных и результат подтвердил адекватность обучения ИНС, а также повторила схему, полученную разработчиком ОТД. ОТС, полученная для насыпи на участке № 2 (рис. 19), являлась частью тестирующей выборки и для введенных исходных данных также показала правильность обучения ИНС с подтверждением схемы, полученной разработчиком ОТД. А вот ОТС, полученная для насыпи на участке № 3 (рис. 20), была сформирована исключительно по результатам обучения ИНС, так как введенная комбинация исходных данных не участвовала в обучающем процессе. Но и в этом случае ОТС совпала с схемой, сформированной разработчиком ОТД.

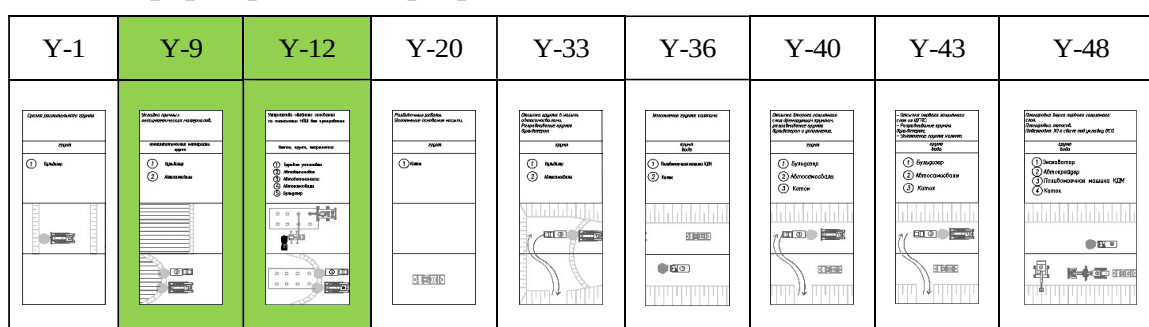


Рисунок 18. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна, полученная с помощью ИНС для участка № 1 (разработано автором)

Figure 18. Organizational and technological diagram of roadbed construction obtained with the help of ANN for section No. 1 (developed by the author)

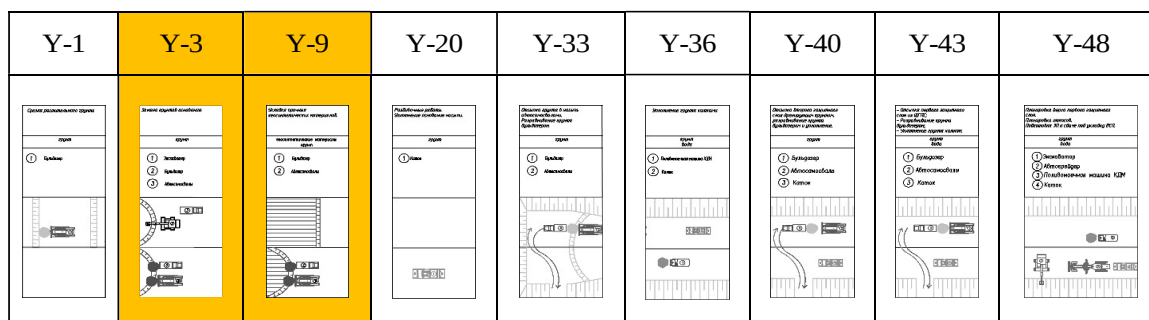


Рисунок 19. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна, полученная с помощью ИНС для участка № 2 (разработано автором)

Figure 19. Organizational and technological diagram of roadbed construction obtained with the help of ANN for section No. 2 (developed by the author)

Полученные результаты позволили точно повторить в интеллектуальном автоматизированном режиме ОТС, сформированные на первом этапе эксперимента. ИНС успешно справилась с поставленными задачами, выдав правильное расположение захваток для заданных входных данных.

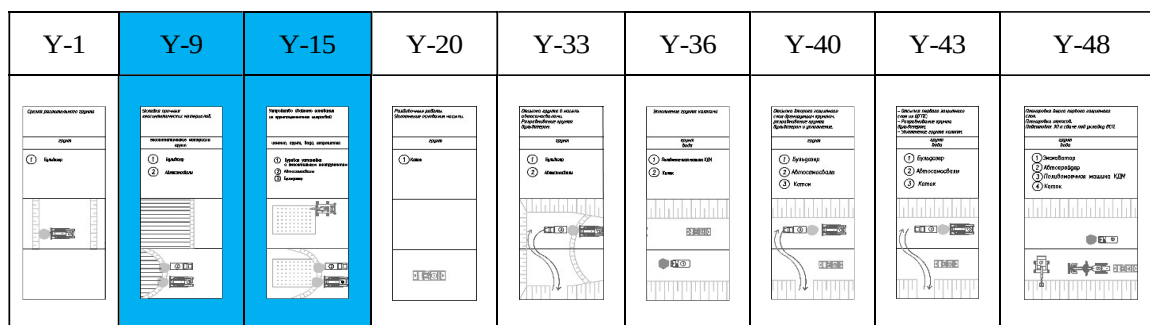


Рисунок 20. Организационно-технологическая схема сооружения земляного полотна, полученная с помощью ИНС для участка № 3 (разработано автором)

Figure 20. Organizational and technological diagram of roadbed construction obtained with the help of ANN for section No. 3 (developed by the author)

Развитие полученных результатов будет способствовать оперативному получению ОТС для разработки ОТД как на стадии проектирования ОЖДП, так и на стадии строительства, в том числе с учетом изменения условий производства работ.

Заключение

Conclusion

В работе были представлены теоретические результаты исследования и возможности практического применения ИНС к решению задачи разработки ОТС строительства ОЖДП.

Задача разработки ОТС строительства ОЖДП требует 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 модель нейросетевой разработки ОТС строительства ОЖДП. При этом учитывались условия производства работ, погодноклиматические и инженерно-геологические условия строительства, конструктивные особенности ОЖДП. Разработанная модель позволила провести обучение ИНС на основе предварительно сформированной обучающей выборки данных, а затем определить перечень захваток с описанием выполняемых работ.

Практическая реализация процедуры разработки ОТС с применением ИНС осуществлена в интеллектуальном и автоматизированном режимах. Применение специально разработанного программного модуля позволило повторить ОТС, созданную в рамках

проектирования производства работ по сооружению насыпи ЖДЗП на слабом основании.

Внедрение средств нейросетевого моделирования в разработку ОТС 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.** 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: 12.11.2023).
2. **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: 12.11.2023).
3. **Polyanskiy, A.** Stages of Intellectualization of Engineering and Technical Support of Railway Construction / A.V. Polyanskiy. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2022.01.093> // Transportation Research Procedia. — 2022. — Т. 61. — С. 574–581. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146522001016> (дата обращения: 23.11.2023).
4. **Полянский, А.В.** Инженерно-интеллектуальное обеспечение технологических процессов в железнодорожном строительстве / А.В. Полянский. — DOI <https://doi.org/10.15862/39MNNPM23>. — Москва: Общество с ограниченной ответственностью "Издательство "Мир науки", 2023. — 245 с. — EDN WYHBR0. <https://izd-mn.com/PDF/39MNNPM23.pdf> (дата обращения: 16.01.2024).
5. Автоматизированное проектирование организации строительства железных дорог / под редакцией С.П. Першина. — М.: Транспорт, 1991. — 261 с.
6. **Небритов Б.Н.** Организационно-технологическое проектирование в строительстве / Б.Н. Небритов. — М.: Вузовская книга, 2011. — 144 с.
7. **Полянский, А.В.** Планирование ресурсов технологического процесса строительства объектов железнодорожного пути с применением искусственной нейронной сети / А.В. Полянский. — DOI <https://doi.org/10.15862/01SATS321> // Транспортные сооружения. — 2021. — Т 8. — № 3. — С. 01SATS321. — URL: <https://t-s.today/01SATS321.html> (дата обращения: 22.09.2023).
8. **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: 07.09.2023).
9. **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: 09.09.2023).
10. **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: 11.01.2024).

11. **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: 25.09.2023).
12. **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: 30.10.2023).
13. **Konczak, A.** Abductive and deductive approach in learning from examples method for technological decisions making / A. Konczak, J. Paslawski. — DOI <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.074> // Procedia Engineering. — Т 57. — 2013. — С. 583–588. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705813008072>. (дата обращения: 20.11.2023).
14. **Джонс, М.Т.** Программирование искусственного интеллекта в приложениях / М.Т. Джонс. — Пер. с англ. Осипов А.И. — М.: ДМК Пресс, 2006. — 312 с.
15. **Tariq R.** Make your own network / R. Tariq. — Скоттс Вэлли: Createspace Independent Publishing Platform, 2016. — 224 с.
16. **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_Neyronnye_seti_-_instrument_dla_polucenia_novykh_znaniy_uspehi_problemy_perspektivy (дата обращения: 19.10.2023).

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: <https://orcid.org/0000-0001-6190-0481>
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=412433
WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/AFJ-6625-2022>
SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=57459964000>

Статья получена: 04.02.2024. Принята к публикации: 12.04.2024. Опубликовано онлайн: 26.04.2024.

REFERENCES

1. 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 12th November 2023). (In Russ.).
2. 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>.
3. Polyanskiy A. Stages of Intellectualization of Engineering and Technical Support of Railway Construction. *Transportation Research Procedia*. 2022; 61: 574–581. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2022.01.093>.
4. Polyanskiy A.V. [Engineering and intellectual support of technological processes in railway construction]. Moscow: Publishing company «World of science», LLC; 2023. Available at: <https://izd-mn.com/PDF/39MNNPM23.pdf>. (accessed 16th January 2024). (In Russ.) DOI: <https://doi.org/10.15862/39MNNPM23>
5. 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.).

6. Nebritov B.N. [Organizational and technological design in construction]. Moscow: Vuzovskaya Kniga; 2011. (In Russ.).
7. Polyanskiy A.V. Resource planning of the railway facilities construction technological process with the use of an artificial neural network. *Russian Journal of Transport Engineering*. 2021;8(3): 01SATS321. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: <https://doi.org/10.15862/01SATS321>.
8. 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).
9. 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>.
10. 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>.
11. 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>.
12. 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>.
13. Konczak A., Paslawski J. Abductive and deductive approach in learning from examples method for technological decisions making. *Procedia Engineering*. 2013;57: 583–588. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.074>.
14. Jones M.T. AI Application Programming. Hingham, Massachusetts: Charles River Media; 2003. (In Eng.).
15. Tariq R. Make your own network. Scotts Valley: Createspace Independent Publishing Platform; 2016. (In Eng.).
16. 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_novykh_znaniy_uspehi_problemy_perspektivy (accessed 19th October 2023). (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: <https://orcid.org/0000-0001-6190-0481>
PIHJ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=412433
WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/AFJ-6625-2022>
SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=57459964000>

Submitted: 4th January 2024. Revised: 12th April 2024. Published online: 26th April 2024.