

УДК 004.032.26+656.22

DOI: 10.46548/21vek-2022-1158-0003

## КОНСТРУИРОВАНИЕ И РЕАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ МНОГОСЛОЙНОЙ ИНС С ПЕРЕМЕННОЙ ПРОВОДИМОСТЬЮ СИГНАЛА

©Автор 2022

SPIN:8972-1970

AuthorID: 149135

ORCID 0000-0002-1459-2567

**ОЛЬШАНСКИЙ Алексей Михайлович**, кандидат технических наук,

начальник отдела технологического сопровождения НТК цифрового моделирования им. В.И. Уманского

*АО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации,  
автоматизации и связи на железнодорожном транспорте»*

*(109029, РФ, г. Москва, Нижегородская ул., д.27 стр.1, e-mail:lexolshans@gmail.com)*

**Аннотация.** В последнее время существенно расширился круг вопросов, решаемых с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Важное место среди решаемых с помощью ИНС задач занимает составление расписания на железнодорожном транспорте. Многие задачи поиска расписаний являются оптимизационными. Постановка и решение такой задачи требуют учета конкретных деталей технологического процесса работы железных дорог в среднесрочном и краткосрочном периодах. С ростом их специфичности (детализация топологии линий до станций и отдельных путей) происходит модификация как структуры и топологии используемых нейронных сетей, так и методов их обучения и применения. Для составления расписания разработана многослойная искусственная нейронная сеть с переменной проводимостью сигнала (МИНС). Решения, получаемые МИНС при традиционном алгоритме, часто не соответствуют требованиям, предъявляемым к корректным расписаниям для транспортных систем. Так, использование в качестве главного критерия качества расписаний величины отклонения моментов прибытия поездов на конечные пункты от желаемых приводит к тому, что с уменьшением остаточной ошибки увеличивается время на получение решения, а жесткое ограничение времени получения решений существенно повышает уровень остаточной ошибки. Так как оперативная корректировка расписаний в заданные моменты времени предъявляет равнозначные требования к скорости получаемых решений и к остаточной ошибке (при отсутствии конфликтов в движении поездов), то использование традиционных алгоритмов, свойственных МИНС, нецелесообразно. Управление поведением ошибки работы данной сети, включая управление поведением функций активации таких сетей, позволило бы существенно изменить алгоритмы обучения и сократить затраты машинного времени на обучение. В статье рассматриваются разработка и реализация нейросетевого управления работой МИНС, приводится функциональная схема, оцениваются показатели качества созданной системы управления. Показаны преимущества применения нейросетевого управления.

**Ключевые слова:** железнодорожный транспорт, задача расписаний, искусственная нейронная сеть, ошибка, система управления, нейросетевое управление, перерегулирование, алгоритмы.

## ABOUT CREATING AND IMPLEMENTATION THE CONTROL SYSTEM OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH VARIABLE SIGNAL CONDUCTIVITY

©The Author 2022

**OLSHANSKY Alexey Mikhailovich**, phd in technics,

head of technological maintenance department of the scientific and technological committee

Digital Modelling in the name of Dr.Sci. V.I.Umansky

*JSC «Railway Signalling Institute»*

*(Nizhegorodskaya str.27 bld.1 Moscow Russia 109029, e-mail:lexolshans@gmail.com)*

**Abstract.** More recently the pool of problems solved by the artificial neural networks has substantially extended. The railway timetable task is a significant problem solving by the ANN. Many task problems are set as optimization tasks. The set and solution of such problems require considering concrete aspects of railway operation technology in short-time and middle-time periods. Details of the schedule task (topology of stations, tracks and junctions etc.) determine the structure and configuration of the ANN and its learning and application methods. The multilayer ANN (MANN) with variable signal conductivity is a special type of ANN created for railway scheduling. This ANN has its own learning algorithm (so-called a traditional algorithm). The solutions (variants of schedule) created by the traditional algorithm of MANN often don't satisfy the requirements for correct solutions for transport railway systems. For example if the sum of total deviation between real and desirable time moments of train arrival is the major criterion of quality of the solution then we can observe that minimizing the level of this deviation yields the increase of solution (computational) time. Rigor constraints of time solution interval lead to rather high level of total deviation (the residual error). Operational traffic timetable iterative correction is a kind of railway management which enters equivalent claims just as for computational time so for the level of residual error. Because of these the traditional algorithms of MANN training are not suitable for operational traffic control if we do not use any control techniques. In this paper the author suggests a solution for an

approach of control the error level of MANN including modification of the activation functions, training algorithms. It allows us effectively reduce the computational period of the solution and training time of the MANN. The paper is devoted to elaborating and implementation of MANN-control, the functional scheme and some quality indicators for the control system of MANN are presented. Advantages of MANN-neurocontrol are also described.

**Keywords:** railway transport, schedule problem, artificial neural network, error, control system, neural control, overcontrol ratio, algorithm.

*Для цитирования:* Ольшанский А.М. Конструирование и реализация системы управления многослойной ИНС с переменной проводимостью сигнала / А.М. Ольшанский // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2022. – Т. 11. – № 2(58). – С. 21-25. – DOI: 10.46548/21vek-2022-1158-0003.

**Введение.** Важное место среди решаемых с помощью ИНС задач занимает задача составления расписания на железнодорожном транспорте [3]. Многие задачи поиска расписаний являются оптимизационными [12, 13], то есть требуется не только построить расписание, но среди всех полученных расписаний найти наилучшее. Постановка и решение такой задачи требует учета конкретных деталей технологического процесса работы железных дорог в среднесрочном и краткосрочном периодах. Среди них – конфигурация и топология участков, величина межпоездных интервалов, интервалов скрещения и неодновременного прибытия, наличия ограничивающего перегона на любой линии, детали оборота локомотивов, переменный приоритет поездов, характер движения и др. [5, 19]. Построение расписания происходит на участках от 50-100 км до 1000-2000 км и более. Между тем, поиск для таких задач точных алгоритмов, время работы которых ограничено полиномом от размера входа задачи, в настоящее время является неприемлемым в силу того, что найденные решения имеют вычислительную сложность  $O(n^5) - O(n^7)$  и выше, а время их получения в обычных условиях рабочих мест на железной дороге может составлять до 4-5 часов. Такой режим не является удовлетворительным с точки зрения времени принятия управленческих решений, в особенности при оперативном перестроении режима работы направлений. В этих условиях перспективным представляется нейросетевое составление расписаний, при котором вариант расписания появляется непосредственно в процессе функционирования ИНС [2, 14].

С ростом специфичности задач (детализация топологии линий до станций и отдельных путей) происходит модификация как структуры и топологии используемых нейронных сетей, так и методов их обучения и применения [8, 15].

Тем не менее, нейронные сети со своим характерным поведением до сих пор остаются системами, в отношении которых существуют лишь наборы практических рекомендаций, основанные на эвристических подходах, численных экспериментах и т.п. Многие авторы открыто указывают на то, что вопросы строгих исследований поведения нейронных сетей и построения нейросетевых решений представляют собой сложную комплексную проблему [1, 4].

**Методология.** Целью настоящей статьи является исследование аспектов построения и реализации системы управления многослойной ИНС с переменной

проводимостью сигнала в процессе составления расписаний.

Этот подвид сетей отличается от остальных тем, что в нем введена двумерная решетка нейронов, которая отражает распространение сигнала по двум координатам (расстояние, время); в сети имеется возможность переключения состояний нейронов по заранее заданным правилам. Отличительные особенности МИНС проявляются в наличии двух комплектов весов, наличии связей между нейронами своего слоя и с соседними слоями [7].

МИНС обладает признаками сетей Wilshaw and von der Malsburg, Кохонена [18] и многослойного персептрона. Архитектурно такие сети сочетают в себе свойства сетей Уилшоу – ван дер Мальсбурга [20] с принципом конкуренции за максимум, примененный, однако, не к входу/выходу, а к значениям весов связей при расчете.

Данные сети обладают алгоритмом обучения, совмещающим в себе алгоритм обратного распространения ошибки с некоторыми эвристическими настройками (такими, как пространственно-временная дифференциация скорости обучения и определением эпохи как одного такта расчета сети, в то время как в машинном обучении эпоха – один цикл предъявления примеров). Такие алгоритмы обучения ниже именуются традиционными.

В настоящее время особенности поведения данных сетей не полностью изучены в части поведения сигнала ошибки. В процессе функционирования сети наблюдаются резкие скачкообразные изменения функции ошибки, возникающие как на начальном этапе схождения ошибки к требуемой величине, так и после общей стабилизации картины, что является нетипичным для ИНС как методов решения задач [10, 11]. Традиционный алгоритм обучения рассматриваемых сетей требует больших затрат вычислительных мощностей и времени. Использование в качестве критерия качества получаемых расписаний такого показателя, как величина отклонения моментов прибытия поездов от желаемых времен, как это реализовано в [7], приводит к тому, что наблюдается следующее противоречие. С уменьшением желаемого периода получения решения существенно увеличивается величина остаточной ошибки МИНС, а фиксация желаемого уровня остаточной ошибки на низких значениях приводит к чрезмерному увеличению времени получения решения, до 3-5 тысяч эпох.

Так как оперативная корректировка расписаний в заданные моменты времени предъявляет равнозначные требования к скорости получаемых решений и к остаточной ошибке (при отсутствии конфликтов в движении поездов), то использование традиционных алгоритмов [9, 16], свойственных МИНС, нецелесообразно. Управление поведением данной сети с использованием современных разделов теории автоматического управления, включая нейросетевое интеллектуальное управление, позволило бы трансформировать алгоритмы обучения и сделать получение решения такой сетью более эффективным.

При управлении рассматриваемой ИНС в процессе ее функционирования необходимо обеспечить следующие требования:

- требование 1. Уровень остаточной ошибки  $E(t) < \Delta$ , где  $\Delta$  – некоторое задаваемое значение ошибки. Ошибка в данном случае определяется по формуле ИВКО на всем временном интервале работы МИНС;
- требование 2. Общее время функционирования сети при подаче конкретного входного вектора на ИНС  $T \rightarrow \min$ .

Рассматриваемая многослойная ИНС относится к многосвязным нелинейным динамическим системам с переменными параметрами и переменной структурой. Своеобразие таких систем заключается в сочетании эволюционных уравнений, характеризующих величину ошибки нейронной сети в непрерывной части модели, а динамику гиперпараметров ИНС – как дискретную часть системы управления, которая также отвечает за конкретную структуру системы в заданный момент времени (например, включение или выключение тех или иных нейронных связей между слоями, перевод части нейронов в активное состояние и др.).

Отсутствие строгой формальной модели МИНС как объекта управления в сочетании с существенной нелинейностью поведения данной сети приводит к необходимости применения схем с адаптивным управлением сложными системами.

Одной из трудностей, которые предстоит решить, является алгоритмическая реализация найденного закона управления через набор инструментов, который

предоставлен архитектурой сети:

- значениями весовых коэффициентов;
- параметром скорости обучения;
- величиной интервала обучения сети [6].

С учетом требований сложности МИНС как объекта управления, решение задачи по разработке системы управления МИНС будет происходить с помощью синтеза законов управления МИНС по итогам сведения общей постановки к частной и проведения ряда дополнительных экспериментов по оценке качества получаемых расписаний и по оценке устойчивости созданной системы управления.

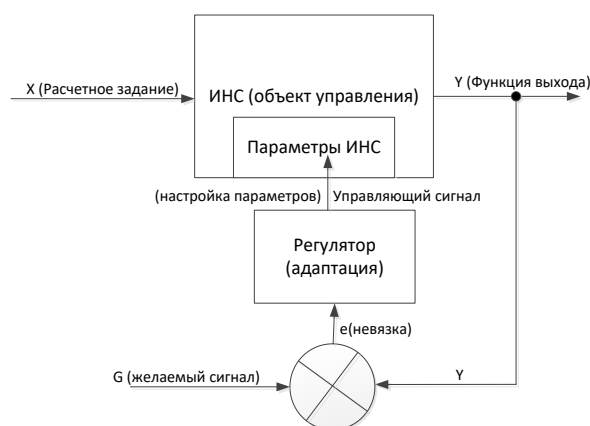


Рисунок 1 – Общая схема системы управления МИНС

Структура предложенной системы управления содержит МИНС как объект управления, предполагает наличие расчетной нагрузки, некоторой функции выхода и набора целевых (желаемых) значений функции выхода.

Разность между фактическим и желаемым выходом МИНС подается на обобщенный регулятор, который производит корректировку параметров МИНС в процессе обучения или обучения с управлением.

На рисунке 2 приведена функциональная схема управления МИНС, которая позволяет применить любое из построенных в работе управлений (ПИД-управление, постобучение, нейроуправление и др.) в развитии структурной схемы, показанной на рисунке 1.

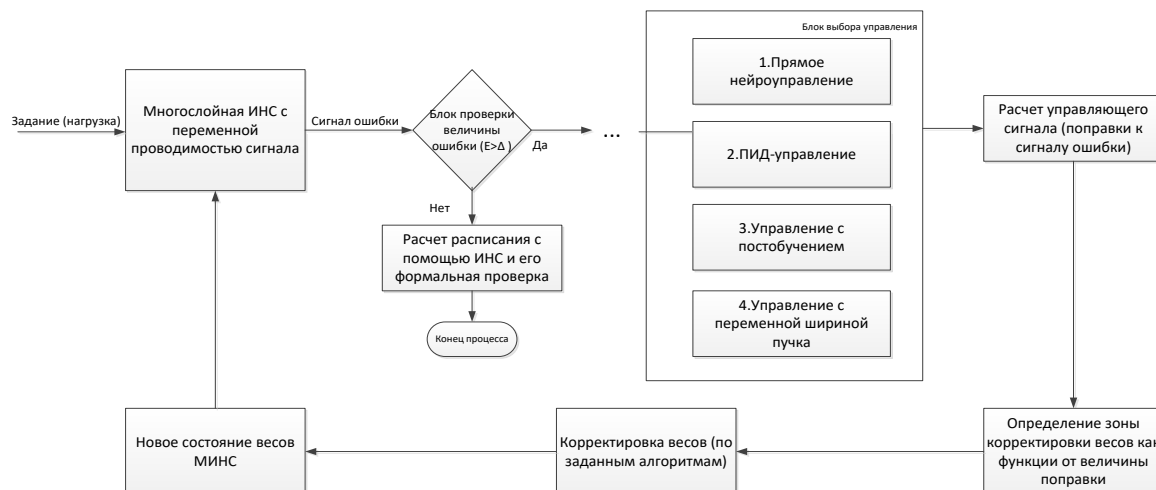


Рисунок 2 – Функциональная схема системы управления МИНС

В соответствии с рисунком 1, ошибка в настоящий момент времени, суммируемая с величиной управляющего сигнала, есть ошибка целевая, передаваемая на исполнительный механизм. Применяемые техники и приемы управления МИНС позволяют сформулировать законы управления МИНС в форме правил, разработанных для различного расчетного режима нагрузок.

В случае с рассмотренной МИНС одним из ключевых критериев качества полученной системы управления выступает время поиска необходимого решения.

Учитывая, что размер вектора входа и размер сигнала управления заданы, варьируются 2 параметра ИНС-регулятора:

1. Вид функции активации.

Таблица 1 – Сравнение режимов работы МИНС с нейроуправлением и без такового

Вид ошибки (ИВКО)	МИНС	МИНС с нейро-управлением	Разница, абс. ед.	Разница, %	Нагрузка, проц.
Нечетная (накопленная)	3 401 774	2 369 334	1 032 440	30,35	185
Четная (накопленная)	3 998 839	2 861 559	1 137 280	28,44	185

Проведенные испытания, результаты которых показаны в таблице 1, показывают, что выигрыш во времени получения решений по сравнению с МИНС без управления может достигать 4,95 раз.

Управляющим воздействием является поправка к величине сигнала ошибки сети на следующей эпохе, значение которой передается на алгоритм корректировки весов многослойной ИНС.

Введение усиления, зависящего от величины ошибки, в нейроуправление в ряде случаев снижает величину остаточных ошибок в установившемся режиме работы ИНС. Однако, это снижение не настолько велико, чтобы говорить о значимом отличии между прямым нейроуправлением с усилением и без такового.

Прямое нейроуправление, нейроуправление с усилителем и генерализованное инверсное нейроуправление составляют группу методов нейросетевого управления для рассматриваемой ИНС.

Для характеристики качества процессов управления в получившейся системе рассчитываются следующие показатели:

1. Динамическое регулирование – показатель, определяемый по формуле:

$$r = (E - E_u) / E * 100\%$$

где  $E$  – значение ошибки до введения управления,  $E_u$  – значение ошибки при управлении, рассчитываемое для заданного момента времени.

Использование классического показателя перерегулирования системы в данном случае не представляется возможным в силу того, что тестовое воздействие на систему в виде дельта-функции не имеет физического смысла и любое поступление сигнала на вход запускает процесс расчета.

2. Величина постоянной времени  $T$  – минимальное время, в течение которого траектория сигнала попадает в границы  $E < \Delta$ , где  $\Delta$  – устанавливаемая пользователем граница ошибки.

3. Максимальные амплитуды на разных участках траектории.

Показатели динамического регулирования для не-

2. Количество нейронов в скрытом слое.

Учитывая, что рост числа нейронов в скрытом слое свыше 20 не приводит к существенному снижению количества эпох, принимается 20 нейронов с сигмоидальной функцией активации в скрытом слое управляющей ИНС.

**Результаты.** Для оценки качества построенной системы управления работой МИНС используются результаты сравнения процесса получения расписания для 185 поездов в сутки на модельном участке в 1024 км, при этом ошибка функционирования МИНС оценивалась по методу ИВКО.

В таблице 1 приведены сравнительные показатели качества полученного решения.

четной и четной ошибки показаны в таблице 2.

Таблица 2 – Динамическое регулирование (сравнение сети за 200 эпох)

№ эпохи	Нечетный ряд, %	Четный ряд, %
1	18,89	0,56
20	17,06	39,39
40	6,55	13,24
60	61,49	91,10
80	12,36	41,10
100	40,85	92,26
120	64,09	1,51
140	35,49	10,43
160	75,53	18,61
180	41,55	35,03
200	49,52	14,41
Среднее значение динамического регулирования	38,48	32,51
Максимальная амплитуда	214091/178414	243083/211698

**Обсуждение.** Как видно из данной таблицы, в среднем значения максимальной ошибки при наличии нейроуправления на 17% ниже, чем при работе сети без управления, а по ряду в целом значения ошибки при управлении ниже на 32,5–38,5%.

Постоянная времени была оценена как начальная граница перехода решения в коридор (0,400): при управлении – 210 эпох, а без управления – 1700-2000 эпох.

По результатам испытаний установлено, что прямое нейроуправление с усилением показало устойчивость в пределах области возмущений от 0 до +1000 единиц. При этом минимальные и медианные значения сигналов ошибки находятся на расстоянии 13–15 единиц друг от друга, т.е. достаточно близки.

Величины медианных ошибок работы сети с управлением при составлении расписания (150-200 единиц) говорят о погрешности не более 6-8 минут отклонения на каждый час (для плотности поездов от 8 до 11 в час). Данный результат является удовлетворительным с точки зрения практики составления расписаний на транспорте.

Введение прямого нейроуправления приводит к снижению частоты выбросов в 1,7–2,2 раза по срав-



нению с техникой управления путем постобучения (один из сценариев управления на рис. 2). Это облегчает получение решений, так как срок их получения сокращается до 200-300 эпох вместо 800-1100 при использовании ИНС без управления.

Отдельно скажем несколько слов о сложности полученных решений. Однослойная ИНС с переменной проводимостью сигнала решает задачу коммивояжера с квадратичной сложностью, что сравнимо с результатами, сравнимыми с алгоритмом Литтла [17].

Добавление необходимого количества слоев ИНС для решения задачи расписания на полигоне до 1500 км длиной (что в среднем для условий эксплуатации в РФ равносильно участку с 20–35 крупными станциями, или до 20–35 слоев ИНС) увеличивает данную сложность на величину  $O(mn^2)$ , где  $n$  – число нейронов,  $m$  – число слоев. ИНС с управлением была применена для участка железной дороги длиной 1024 км на временном промежутке 24 и 36 часов, при количестве поездов от 180 до 200.

Однако следует отметить, что хотя данные результаты и подтверждаются практическим применением полученных решений, вопрос оценки устойчивости как самих нейросетевых решений, так и спроектированной системы управления требует дополнительных исследований в силу сложности построения функций Ляпунова для синтезированных объектов. Нейро-контроллер, который может быть встроен и в контур ПИД-управления, основан на многослойном персептроне с сигмоидальной функцией активации, что делает его способным к аппроксимации и воспроизведению достаточно широкого класса практически реализуемых управляющих воздействий.

**Выводы.** В данной статье показаны результаты синтеза системы нейросетевого управления нелинейным объектом с переменными параметрами – специализированной ИНС для построения расписания на транспорте. Невозможность построения аналитической модели объекта управления, принципиально нелинейный характер поведения нейронов требуют перехода к конструированию адаптивных законов управления, которые реализуются, в том числе, и с помощью ИНС-контроллера. Своеобразие построенного контура управления заключается в том, что в качестве объекта управления и в качестве регулятора выступают ИНС.

Применение прямого нейруправления, как показано в настоящей статье, в 4,95 раза сокращает время получения решения по сравнению с применением МИНС без управления. Кроме того, следует отметить существенно более низкие значения показателя динамического регулирования при использовании нейруправления.

Вопросы строгих оценок устойчивости построенной системы управления являются предметом дополнительного изучения.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Андреева Е.А., Пустарнакова Ю.А. Математическая

модель искусственной нейронной сети с запаздыванием. // Программные продукты и системы. – 2001. – №3. – С.6-9.

2. Костенко В.А., Винокуров А.В. Локально-оптимальные алгоритмы построения расписаний, основанные на использовании сетей Хопфилда // Программирование. – 2003. – № 4. – С.27–40.

3. Лазарев А. А. Теория расписаний. Задачи и алгоритмы / А. А. Лазарев, Е. Р. Гафаров. – М.: МГУ, 2011. – 222 с.

4. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. Под ред. М.В. Финкова – СПб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с.: ил. – ISBN 5-94387-076-8.

5. Ольшанский А.М., Игнатенков А.В. О жадной стратегии прокладки графика движения поездов // Перспективные информационные технологии (ПИТ-2015): тр. Междуна. науч.-техн. конф. / под ред. С. А. Прохорова. – Самара: Изд-во Самар. науч. центра РАН, 2015. – Т. 2. – С. 70–73.

6. Ольшанский А.М., Игнатенков А.В., Прохоров С.А. Проектирование информационного обеспечения для реализации способа управления искусственной нейронной сетью с переменной проводимостью сигнала // Проблемы автоматизации и управления в технических системах: сб. ст. XXXII Междуна. науч.-техн. конф. (г. Пенза, 6–8 июня 2017 г.): в 2 т. / под ред. М. А. Щербакова. – Пенза: Изд-во ПГУ, 2017. – Т. 1. – С. 66–68.

7. Ольшанский А.М., Игнатенков А.В. Разработка искусственной нейронной сети для построения графика движения поездов // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ-2016). – 2016. – №55. – С.73-80.

8. Розенберг Е.Н. и др. Разработка теории нейросетевого управления железнодорожными транспортными системами. Проект РФФИ №17-20-01065. Отчет 2017/2018 гг. //М., НИИ-АС, 2018 г. – 80 с., пер.№ ЦИТиС АААА-А17-117091370009-6.

9. Энгель, Е.А. Модели и методы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений. // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. Серия: «Математика, механика, информатика». – 2011. – №1(34). – С. 106-112.

10. Becerikli Y., Konar A.-F., Samad T. Intelligent optimal control with dynamic neural networks. //www.elsevier.com/locate/neunet; Neural Networks. – 2003. – №16. – pp.251-259.

11. Bruck J., Goodman J. W. On the power of neural networks for solving hard problems //Neural Information Processing Systems. – 1988. – P. 137-143.

12. Caprara, A. et al. Modelling and solving the train timetabling problem // Operation research. 2002. № 50. P. 851–861.

13. Caprara A., Galli L., Toth P. A solution of the train platforming problem. // ATMOS 2007 . 7th Workshop on Algorithmic Approaches for Transportation Modeling, Optimization and Systems, Dagstuhl, Germany, 2007.

14. Chen R. M., Huang Y.M. Competitive neural network to solve scheduling problems // Neurocomputing. – 2001. Vol. 37, № 1. P. 177–196.

15. Chernodub A., Dziuba D. Neurocontrol methods review // arXiv preprint arXiv:1511.05506. – 2015.

16. Ignatenkov A., Olshansky A. Extent of error control in neural networks //arXiv preprint arXiv:1608.04682. – 2016.

17. Little J.D.C. et al. An algorithm for the travelling salesman problem //Operations research – 1963. – vol.11. – №6. – pp. 972-989.

18. Murtagh F., Hernández-Pajares M. The Kohonen self-organizing map method: an assessment //Journal of Classification. – 1995. – Т. 12. – №. 2. – С. 165-190.

19. Tormos P. et al. A genetic algorithm for railway scheduling problems //Metaheuristics for scheduling in Industrial and Manufacturing Applications. SCI. – 2008. – P. 255–276.

20. Willshaw D. J., C. Von Der Malsburg. How patterned neural connections can be set up by self-organization // Proc. R. Soc. Lond. B. Biological sciences. – 1976. – Vol. 194 – № 1117. – P. 431–445.

Статья поступила в редакцию 12.04.2022

Статья принята к публикации 20.06.2022