

## ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ

А. Н. СОЧНЕВ

*Сибирский федеральный университет, 660041, Красноярск, Россия  
E-mail: asochnev@sfu-kras.ru*

Предложен подход к решению задачи оперативно-календарного планирования производства на основе применения имитационной модели, управляемой искусственной нейронной сетью. Имитационная модель производственной системы реализована средствами программы Tecnomatix Plant Simulation. Нейронная сеть обучается в процессе имитации. Приведен пример использования предложенного подхода для планирования производства и экспериментально подтверждена эффективность его применения для разных критериев качества производственных планов. Выявлены основные достоинства и недостатки разработанного подхода, а также возможности реализации его элементов с другими видами имитационных моделей.

**Ключевые слова:** цифровой двойник, имитационная модель, оперативно-календарное планирование, технологический маршрут, искусственная нейронная сеть

**Введение.** Развитие цифровых технологий в постиндустриальном мире оказывает влияние на все аспекты жизни современного человека, что, в свою очередь, привело к появлению такого понятия, как цифровая экономика. Одна из составляющих цифровой экономики — цифровое производство [1]. В основе идеи цифрового производства лежит непрерывное применение цифровых моделей в процессе проектирования и эксплуатации производственных систем. При этом моделируются не только сами изделия, но и производственное оборудование, материалопотоки, а также производственные и логистические процессы с учетом эргономических показателей и человеческого фактора [2—4].

Развитие методологии цифрового производства актуализирует вопросы создания адекватных и точных моделей производства, а также вопросы, связанные с исследованием и оптимизацией моделируемых процессов. При этом затраты на создание цифровых двойников должны быть оправданы получаемым эффектом от использования подобных моделей [5, 6]. Цифровой двойник — это виртуальная копия реального объекта; детальный вариант двойника содержит данные о внешнем виде объекта, его функциях, состоянии, возмущающих воздействиях и др.

При создании цифровых моделей производства, по мнению автора, должны учитываться принципы интеллектуального управления. Подобные решения, как правило, дают лучшие результаты по сравнению с другими подходами [7, 8]. В настоящей статье формулируется и решается задача их применения в рамках цифрового имитационного моделирования производственного процесса.

**Имитационное моделирование производственного процесса.** Рассматривается предприятие, относящееся к среднесерийному производству, выпускающее подъемно-транспортное оборудование. Для исследования выбран участок листовой металлообработки в обрабатывающем производстве. Имитационная модель участка с нанесенными маршрутами изготовления деталей представлена на рис. 1. В цехе листовой металлообработки используется следующий набор оборудования: гильотины ZDM (1) и CostCutter (2), вертикально-гибочные гидравлические прессы — листогиб Vimercati (3) и листогиб ZDM (4), координатно-пробивные прессы Euromac (5) и Yangli (6). На схеме с требуемой точностью представлен план расположения оборудования, условно показаны источники заявок в модели и выходной накопитель, стрелками показаны маршруты изготовления деталей. Рядом с обозначениями типа оборудования показано количество заявок, прошедших через отдельные агрегаты. Визуально отображаются таблицы с данными, параметризующими модель: „маршруты“, „заказ-наряд (1)“, „переналадка“ и „справочник операций“.

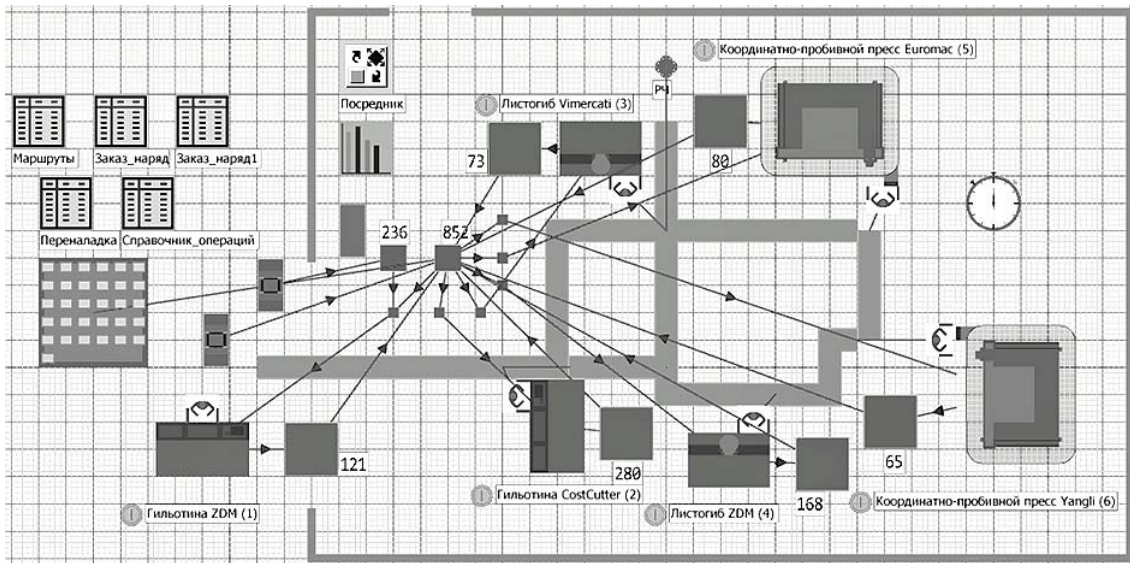


Рис. 1

При составлении маршрута изготовления детали производится сокращенное описание всех технологических операций в маршрутной карте в последовательности их выполнения без указания переходов и технологических режимов, но с указанием типа оборудования. Маршрутное описание процессов обычно является основным в единичном и мелкосерийном производствах и сопроводительным (дополнительным) в других типах производств [9, 10]. В рассматриваемом металлообрабатывающем цехе могут быть реализованы технологические маршруты восемнадцати видов, включающие в свою структуру от одной до четырех единиц технологического оборудования.

В качестве среды моделирования выбран программный продукт Tecnomatix Plant Simulation. Выбор программы обусловлен интеграцией средств имитационного моделирования и моделей искусственного интеллекта в одной среде и большим количеством средств анализа процессов [11, 12]. Имитационная модель создана на основе библиотеки стандартных модельных элементов. Параметризация модели осуществлена путем создания набора таблиц, содержащих данные о заказах, операциях и маршрутах. Модель, создаваемая в программе, формально содержит многие, хотя и не все признаки цифрового двойника: копирует внешний вид объекта, описывает с требуемой точностью процессы, может представлять возмущающие воздействия, представлять действия оператора, а также содержит модель лица, принимающего решения при планировании, реализованную на основе искусственной нейронной сети. Кроме того, нейронная сеть накапливает статистику о работе системы в процессе обучения, что также характерно для цифровых копий объектов.

**Задача планирования производства.** Рассматривается задача оперативно-календарного планирования [13, 14]. При ее решении выбираются такие критерии, как минимизация продолжительности производственного процесса, максимизация загрузки оборудования и объема выпускаемой продукции и др. Методы решения задачи календарного планирования изучаются теорией расписаний. Задача теории расписаний считается заданной, если определены подлежащие обработке детали, перечень операций и оборудования, порядок прохождения станков, критерии оценки расписания.

Рассмотрим начальный вариант работы системы. Сформировано некоторое (случайное) распределение чередования партий деталей в маршрутах, используемое для анализа процесса и оценки эффективности процедуры оптимизации (описана далее). На основе имитационной модели производственной системы (см. рис. 1) моделируется процесс обработки партий деталей десяти наименований.

В результате моделирования при случайном выборе технологических маршрутов изготовления изделий длительность цикла обработки всех деталей составила 5 ч 16 мин. Как видно по результатам моделирования, оборудование загружено неравномерно и объем незавершенного производства в системе больше ожидаемого. Статистика использования оборудования приведена в табл. 1.

Таблица 1

Наименование оборудования	Занятость, %	Переналадка, %	Ожидание, %	Обработанные заявки, шт
Гильотина ZDM (1)	33,8	0,2	66,0	121
Гильотина CostCutter (2)	64,6	5,0	30,4	280
Листогиб Vimercatti (3)	39,0	1,0	60,00	73
Листогиб ZDM (4)	75,2	19,0	5,8	168
Координатно-пробивной пресс Euromac (5)	49,4	0,00	50,6	80
Координатно-пробивной пресс Yangli (6)	49,6	0,6	49,8	65

**Оптимизация производственного процесса.** Основная возможность оптимизации процессов в системе — перераспределение технологических маршрутов изготовления изделий. Для решения задачи составления расписания существуют точные и приближенные методы. Первую группу составляют метод прямого перебора, метод „ветвей и границ“, методы математического программирования и др. Использование приближенных методов, таких как метод частичного перебора, метод направленного перебора, упрощенный метод „ветвей и границ“, а также современные методы последовательного и параллельного составления расписаний на основе эвристических правил, позволяет генерировать эффективные расписания для больших процессов за приемлемое время.

Основная идея предлагаемого в настоящей статье подхода заключается в применении модельных экспериментов, результаты которых используются для обучения искусственной нейронной сети (ИНС) [8, 15]. Впоследствии ИНС используется для принятия решения о выборе набора маршрутов для заданного критерия оптимальности. Выбор ИНС как математической основы системы обусловлен необходимостью аппроксимации сложной зависимости входного и выходного векторов, характер которой не формализован. Опыт использования ИНС подтверждает их высокую универсальность и качество принимаемых решений [16]. Гибкость предлагаемого подхода формируется на этапе обучения ИНС: у исследователя есть

возможность увеличить время обучения или изменить структуру ИНС для повышения качества будущих решений и наоборот. В качестве входного вектора рассматривается вектор номеров маршрутов, в качестве выходного — вектор с коэффициентами загрузки станков и объемом выпуска продукции. Структура сети формируется экспериментальным путем с оценкой точности обучения. Наименьшая ошибка после обучения была зафиксирована в сети, структура которой представлена на рис. 2, где  $x_1, x_2, \dots, x_{10}$  — технологические маршруты изготовления деталей,  $y_1$  — фактическая производительность системы,  $y_2, y_3, \dots, y_7$  — коэффициенты занятости технологического оборудования. Сеть содержит два скрытых слоя по 30 нейронов в каждом. Функция активации нейронов — сигмоидальная.

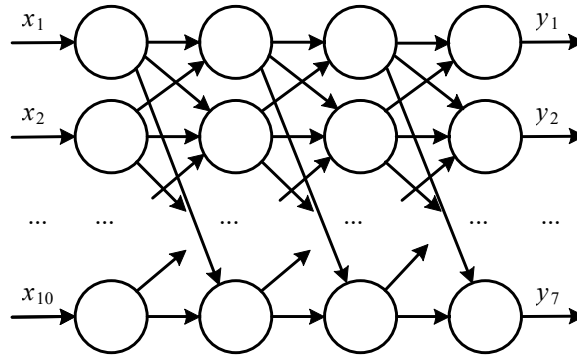


Рис. 2

**Апробация метода оптимизации.** Методика применения нейронной сети предполагает решение на ее основе обратной задачи: по заданному исследователем значению критерия оцениваются значения входного вектора. Затем найденный входной вектор распределения технологических маршрутов используется для параметризации имитационной модели.

**Эксперимент № 1** — планирование производственного процесса по выпуску заданного объема изделий  $N = 300$  (рис. 3, а). Целевая функция для такой задачи может быть определена следующим образом:

$$Q(x) = (N_3 - N_{\phi}(x))^2 \rightarrow \min,$$

где  $N_3$  — заданный объем выпуска изделий,  $N_{\phi}(x)$  — фактический объем выпуска изделий,  $x$  — вектор назначенных технологических маршрутов.

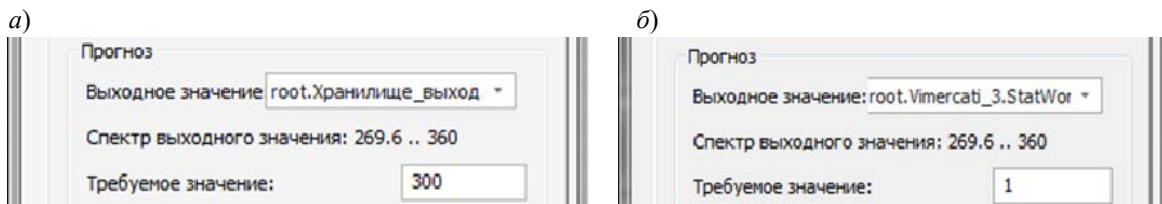


Рис. 3

По заданному объему выпуска изделий программа формирует распределение маршрутов (табл. 2). Маршруты для деталей 1—4 отсутствуют в таблице, поскольку для них предусмотрен только один маршрут.

Таблица 2

Номер детали	Выбранный маршрут согласно критерию	
	эксперимент №1	эксперимент № 2
5	10	8
6	17	13
7	5	5
8	9	8
9	11	10
10	5	3

По результатам имитационного эксперимента в модели фактический объем производства составил 294 детали (рис. 4). Необходимо отметить, что каждый технологический агрегат в имитационной модели представлен обработчиком заявок и буферами, отображающими оперативные накопители. Также в модели присутствуют инструменты представления и дополнительного анализа результатов: диаграммы Ганта, Сэнкей и др.

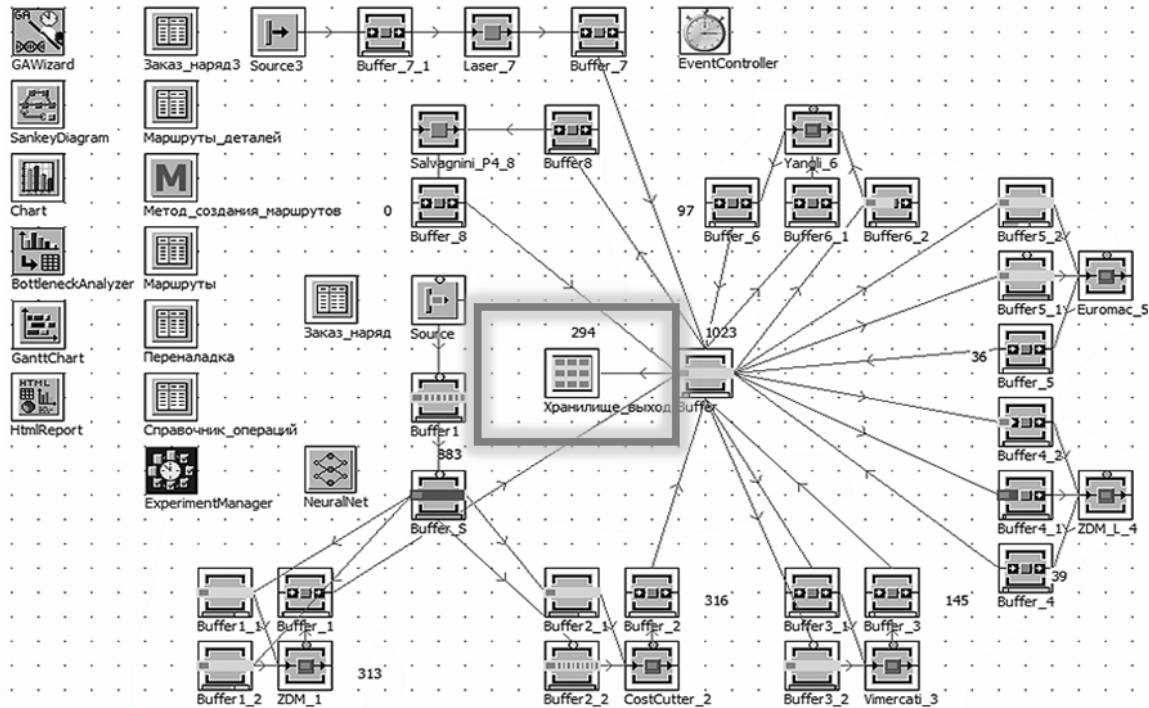


Рис. 4

**Эксперимент № 2** — планирование организации производственного процесса, максимизирующего загрузку станка № 3 (листогиб Vimercatti (3)); рис. 3, б. Формализованный критерий оптимальности

$$Q(x) = (1 - k_{c3}(x))^2 \rightarrow \min,$$

где  $k_{c3}(x)$  — коэффициент занятости станка № 3.

На основе применения ИНС получено распределение маршрутов для выбранного критерия (см. табл. 2). После реализации имитационного эксперимента выполнена оценка коэффициентов занятости оборудования ( $K$ ) и подтверждена максимальная загрузка станка № 3 (рис. 5).

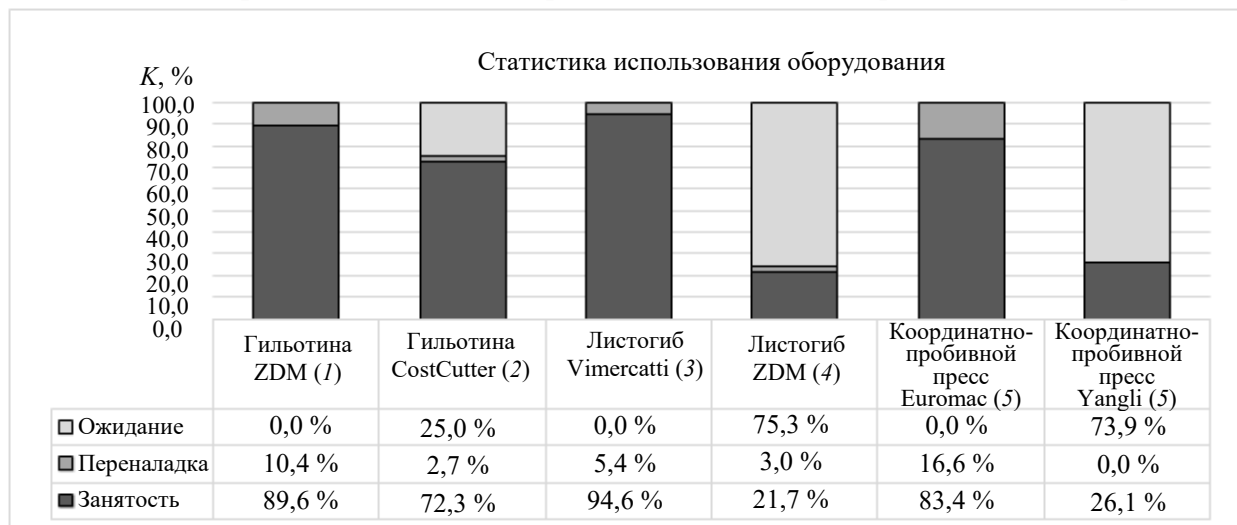


Рис. 5

Результаты решения задачи планирования производства для двух представленных примеров соответствуют ожидаемым и позволяют сделать вывод о применимости предложенного подхода.

**Заключение.** Основным результатом, полученным в ходе исследования, — разработанный подход к решению задачи планирования производства на основе управляемой (параметризуемой) нейронной сетью имитационной модели. Предложенный подход апробирован для типичной производственной системы и подтверждена эффективность его применения. Основные идеи реализованы в структуре одной программной системы Tecnomatix Plant Simulation, что исключает проблемы создания интерфейсов передачи данных и упрощает внедрение в систему управления производством.

Основное преимущество предложенного решения заключается в возможности использования широкого перечня целевых функций. Можно добиться заданной загрузки определенных ресурсов или производительности отдельных участков. Также возможна гибкая настройка критерия, используемого при планировании. Важно отметить, что предлагаемый подход предназначен не для поиска наилучшего решения из всех возможных, а для поиска близкого к оптимальному решению за минимально возможное время.

Работа выполнена в рамках концепции создания цифровых двойников производственных систем, что дополнительно актуализирует значимость полученных результатов. По сути, искусственная нейронная сеть является цифровым модельным эквивалентом лица, принимающего решения при оперативно-календарном планировании. Возможно, что для задач большой размерности предложенный подход может и не гарантировать необходимый результат.

Результаты работы являются вкладом в развитие систем управления сложными системами и соответствуют актуальной тенденции цифровизации производства и внедрения элементов концепции „Индустрия 4.0“.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Плотников В. А. Цифровизация производства: теоретическая сущность и перспективы развития в российской экономике // Изв. Санкт-Петербург. гос. эконом. ун-та. 2018. № 4. С. 16—24.
2. Абаев Г. Е., Демкович Н. А., Яблочников Е. И. Роль и задачи имитационного моделирования на этапе перехода от цифрового производства к умным фабрикам // ИММОД–2017: Тр. конф. СПб, 2017. С. 219—227.
3. Левенцов В. А., Радаев А. Е., Николаевский Н. Н. Аспекты концепции „Индустрия 4.0“ в части проектирования производственных процессов // Науч.-техн. ведомости Санкт-Петербург. гос. политехн. ун-та. Экономические науки. 2017. Т. 10, № 1. С. 19—31.
4. Куприяновский В. П., Синягов С. А., Намиот Д. Е., Уткин Н. А., Николаев Д. Е., Добрынин А. П. Трансформация промышленности в цифровой экономике — проектирование и производство // Intern. Journal of Open Information Technologies. 2017. Vol. 5, N 1. P. 50—70.
5. Попов Н. А. Оптимизация производственных процессов в условиях цифровизации // Стратегические решения и риск-менеджмент. 2019. Т. 10, № 1. С. 28—35.
6. Матвеева Е. А. Организация мелкосерийного производства предприятий машиностроения в условиях компьютеризации // Вестн. Волж. ун-та им. В. Н. Татищева. 2012. № 4 (20). С. 51—61.
7. Люгер Д. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем: Пер. с англ. М.: Изд. дом „Вильямс“, 2003. 864 с.
8. Сочнев А. Н. Сетевые модели в системах управления производством: Монография. Красноярск: СФУ, 2014. 162 с.
9. Кондаков А. И., Островский Ю. А. Разработка маршрутных технологических процессов изготовления деталей. М.: Изд-во МГТУ, 2003. 50 с.

10. Сидоренко Ю. А. Особенности и методология производственного планирования на машиностроительном предприятии // Вестн. Нижегород. ун-та им. Н. И. Лобачевского. Сер.: Социальные науки. 2015. № 2 (38). С. 35—41.
11. Чижов М. И., Скрипченко Ю. С., Гусев П. Ю. Автоматизация и оптимизация технологических процессов в Tecnomatix Plant Simulation // Вестн. Воронеж. гос. техн. ун-та. 2011. № 12-1. С. 36—38.
12. Чижов М. И., Скрипченко Ю. С., Гусев П. Ю. Моделирование технологических процессов в Tecnomatix Plant Simulation // Вестн. Воронеж. гос. техн. ун-та. 2011. № 7. С. 18—20.
13. Абрамова И. Г., Лисицын М. С., Абрамов Д. А. Построение календарных план-графиков загрузки рабочих центров при помощи управляемого приложения „1С-8.2: Предприятие“ и MES-системы „Спрут“ // Вестн. Самар. гос. аэрокосм. ун-та им. акад. С. П. Королёва. 2012. № 3—2 (34). С. 81—87.
14. Скорнякова Е. А., Сулаберидзе В. Ш. Проблемы автоматизации процесса производственного планирования // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2019. Т. 11, №1. С. 78—85.
15. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
16. Хайкин С. Нейронные сети: Пер. с англ. М.: Изд. дом „Вильямс“. 2006. 1104 с.

**Сведения об авторе**

**Алексей Николаевич Сочнев**

— канд. техн. наук, доцент; Сибирский федеральный университет, кафедра робототехники и технической кибернетики, заведующий кафедрой; E-mail: asochnev@sfu-kras.ru

Поступила в редакцию  
30.03.2021 г.

**Ссылка для цитирования:** Сочнев А. Н. Применение искусственной нейронной сети для решения задач оптимизации производства на основе цифровых двойников // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64, № 9. С. 759—766.

**APPLICATION OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK  
FOR SOLVING PROBLEMS OF PRODUCTION OPTIMIZATION BASED ON DIGITAL TWINS**

**A. N. Sochnev**

*Siberian Federal University, 660041, Krasnoyarsk, Russia  
E-mail: asochnev@sfu-kras.ru*

An approach to solving the problem of operational scheduling of production based on the use of a simulation model controlled by an artificial neural network is proposed. The implemented production simulation model uses the Tecnomatix Plant Simulation software. An example of the proposed approach application for production planning in a typical production system is presented, and the achieved effect is experimentally confirmed for various quality criteria of production plans. The main advantages and disadvantages of the developed approach are revealed, the possibility of implementing the of the approach elements with other types of simulation models is analyzed.

**Keywords:** digital twin, simulation model, operational scheduling, technological route, artificial neural network

**REFERENCES**

1. Plotnikov V.A. *Izvestiâ Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo èkonomičeskogo universiteta*, 2018, no. 4, pp. 16—24. (in Russ.)
2. Abaev G.E., Demkovich N.A., Yablochnikov E.I. *IMMOD-2017*, Conference proceedings, St. Petersburg, 2017, pp. 219—227. (in Russ.)
3. Leventsov V.A., Radaev A.E., Nikolaevsky N.N. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics*, 2017, no. 1(10), pp. 19—31. (in Russ.)
4. Kupriyanovskiy V.P., Sinyagov S.A., Namiot D.E., Utkin N.A., Nikolaev D.E., Dobrynin A.P. *International Journal of Open Information Technologies*, 2017, no. 1(5), pp. 50—70. (in Russ.)
5. Popov N.A. *Strategičeskiye resheniya i risk-menedzhment* (Strategic Decisions and Risk Management), 2019, no. 1(10), pp. 28—35. (in Russ.)
6. Matveeva E.A. *The Reporter of Volzhsky University after V.N. Tatischev*, 2012, no. 4(20), pp. 51—61. (in Russ.)
7. Luger G.F. *Structures and Strategies for Complex Problem Solving*, University of New Mexico, 2010, 779 p.

8. Sochnev A.N. *Setevyye modeli v sistemakh upravleniya proizvodstvom* (Network Models in Production Management Systems), Krasnoyarsk, 2014, 162 p. (in Russ.)
9. Kondakov A.I., Ostrovsky Yu.A. *Razrabotka marshrutnykh tekhnologicheskikh protsessov izgotovleniya detaley* (Development of Route Technological Processes for the Manufacture of Parts), Moscow, 2003, 50 p. (in Russ.)
10. Sidorenko Yu.A. *Vestnik of Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod. Series: Social Sciences*, 2015, no. 2(38), pp. 35–41. (in Russ.)
11. Chizhov M.I., Skripchenko Yu.S., Gusev P.Yu. *Bulletin of Voronezh State Technical University*, 2011, no. 12–1, pp. 36–38. (in Russ.)
12. Chizhov M.I., Skripchenko Yu.S., Gusev P.Yu. *Bulletin of Voronezh State Technical University*, 2011, no. 7, pp. 18–20. (in Russ.)
13. Abramova I.G., Lisitsyn M.S., Abramov D.A. *Vestnik of the Samara State Aerospace University*, 2012, no. 3–2(34), pp. 81–87. (in Russ.)
14. Skorniakova E.A., Sulaberidze V.S. *High Technologies in Earth Space Research. H&ES Research*, 2019, no. 1(11), pp. 78–85. (in Russ.)
15. Osovskiy S. *Neyronnyye seti dlya obrabotki informatsii* (Neural Networks for Information Processing), Moscow, 2002, 344 p. (in Russ.)
16. Haykin S. *Neural Networks*, Prentice Hall, NJ, Upper Saddle River, 1999.

**Data on author**

**Alexey N. Sochnev** — PhD, Associate Professor; Siberian Federal University, Department of Robotics and Technical Cybernetics; Head of the Department;  
E-mail: asochnev@sfu-kras.ru

**For citation:** Sochnev A. N. Application of an artificial neural network for solving problems of production optimization based on digital twins. *Journal of Instrument Engineering*. 2021. Vol. 64, N 9. P. 759—766 (in Russian).

DOI: 10.17586/0021-3454-2021-64-9-759-766