

УДК 004.942:677.02

DOI 10.47367/0021-3497_2024_2_240

**МЕТОДЫ BIG DATA В СИСТЕМЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ
ПРОИЗВОДСТВЕННЫМИ ПРОЦЕССАМИ ТЕКСТИЛЬНОГО ПРЕДПРИЯТИЯ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ**

**BIG DATA METHODS IN THE SYSTEM OF AUTOMATED CONTROL
OF THE PRODUCTION PROCESSES OF A TEXTILE ENTERPRISE
USING DIGITAL TWINS**

В.И. МОНАХОВ, П.А. СЕВОСТЬЯНОВ, Т.А. САМОЙЛОВА

V.I. MONAKHOV, P.A. SEVOSTYANOV, T.A. SAMOILOVA

(Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство))

(The Kosygin State University of Russia)

E-mail: monakhov-vi@rguk.ru

В статье рассматриваются вопросы использования больших данных и машинного обучения для автоматизации управления производственными процессами на примере задачи управления запасами на складе сырья для подготовительных переходов прядильного производства. Представлена имитационная модель динамики функционирования склада на основе балансовых соотношений. Предложена архитектура системы принятия решений, включающей имитационную модель как поставщика данных, базу данных для накопления информации, модуль машинного обучения модели прогнозирования и модуль принятия решений.

The article discusses the use of big data and machine learning to automate the management of production processes using the example of the problem of inventory management in a warehouse of raw materials for preparatory stages of a spinning production. A simulation model of the dynamics of warehouse functioning based on balance relationships is presented. An architecture for a decision-making system is proposed, including a simulation model as a data provider, a database for storing information, a machine learning module for a forecasting model, and a decision-making module.

Ключевые слова: большие данные, цифровой двойник, имитационное моделирование, управление запасами, база данных, машинное обучение, прогнозная модель.

Keywords: big data, digital twin, simulation modeling, inventory management, database, machine learning, forecasting model.

Эффективное функционирование современного текстильного производства невозможно без интегральной автоматизированной системы управления. Такие системы обеспечивают необходимой оперативной информацией руководящих работников всех уровней. Технологии, основанные на использовании больших данных (Big Data), позволяют предприятиям снизить себестоимость готовой продукции, оптимизировать логистические операции, эффективно использовать складские помещения и в конечном итоге достичь конкурентных преимуществ на рынке [1].

Источниками информации для выработки оптимальных решений являются различные подразделения предприятия. Однако одной только информированности, а зачастую и опыта недостаточно, чтобы выбрать правильное управляющее решение. Целесообразно оценить не только непосредственные, но и далеко идущие последствия выбора. Для этого необходимо располагать цифровым двойником (ЦД) производства. Применительно к любому сложному объекту, каким является производственное предприятие, следует говорить о нескольких цифровых двойниках в зависимости от целей их создания. Важной целью является динамическое оперативное управление производством. Наиболее эффективным путем построения такого цифрового двойника является имитационное моделирование. При таком подходе компьютерная модель является симулятором производственной системы, позволяющим симулировать и оценить конкурирующие варианты управляющих решений. Цифровые двойники технологических процессов – это сложные системы, которые позволяют моделировать и анализировать процессы в реальном времени. Они используются в различных отраслях, включая легкую промышленность [2...4].

С 1 января 2022 г. в нашей стране начал действовать национальный стандарт ГОСТ Р 57700.37–2021 «Компьютерные модели и

моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения». Данный стандарт устанавливает общие требования к цифровым двойникам процессов и изделий и ориентирован в основном на отрасль машиностроения, поэтому в других отраслях промышленности необходимо учитывать их специфику.

В процессе создания цифрового двойника должна быть сформирована многоуровневая система требований к разрабатываемому продукту. На верхнем уровне должны быть определены общие требования к системе, включая ее функциональные возможности. На следующем уровне общие требования декомпозируются на более конкретные требования к отдельным составляющим. На каждом уровне детализации должны быть указаны конкретные целевые показатели и ресурсные ограничения. Так, требования к функциональным возможностям системы должны относиться к скорости обработки данных, к точности представления данных и т.д. При этом необходимо поддерживать рациональный баланс между достижением определенных целевых показателей и ресурсными возможностями, особенно финансовыми и временными. Важно достичь тех показателей, которые влияют на удовлетворение требований технического задания к разрабатываемому продукту. Такой подход позволяет более детально описать требования к продукту или системе и обеспечить их эффективное функционирование.

Модели цифровых двойников часто довольно сложные, и для обеспечения высокого качества этих моделей требуется большое количество данных. Получение и накопление таких данных может занять длительное время. Использование имитационного моделирования позволяет решить эту проблему и в обозримое будущее получить необходимый объем данных.

Очевидно, что подобные системы должны позволять решать огромный спектр различных задач, который невоз-

можно охватить в рамках одной статьи. Поэтому в статье ограничимся рассмотрением задачи управления запасами на складе сырья для подготовительных переходов прядильного производства. Важно, чтобы сырьевые ресурсы поступали в производственные цеха в назначенное время, оборудование не простаивало и в то же время эф-

$$q(j, t + 1) = \max\{0; q(j, t) + Q(j, t - \tau) - m(j, t)\}, \quad t = 0, 1, 2, \dots$$

$$r(j, t + 1) = \max\{0; r(j, t) + m(j, t) - q(j, t) - Q(j, t - \tau)\}, \quad j = 1, \dots, M.$$

(1)

В этих формулах: $q(j, t)$ – текущий запас j -го вида сырья на складе на момент t ; $Q(j, t - \tau)$ – поставка j -го вида сырья на склад в момент t с учетом запаздывания поставки по времени на τ ; $m(j, t)$ – количество потребляемого производством j -го вида сырья в момент t ; $r(j, t)$ – дефицит j -го вида сырья в момент t .

Соотношения (1) совместно со справочниками стоимости сырья, его хранения на складе, потерь из-за дефицита и неритмичности поставок в производство по всем сырьевым компонентам $j = 1, \dots, M$ являются основой для построения ЦД подсистемы «Склад сырья», который позволяет сравнить организационную, экономическую и технологическую целесообразность конкурирующих плановых решений.

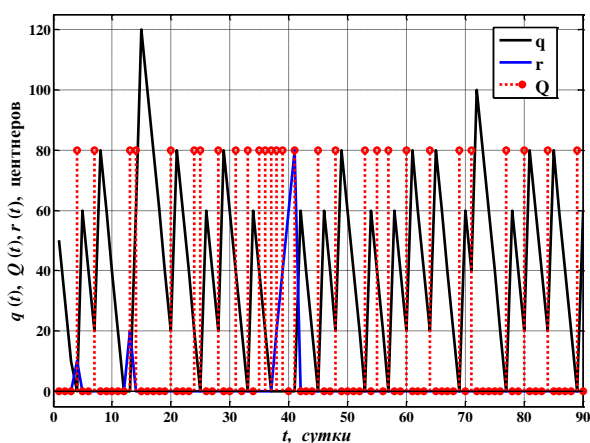


Рис. 1

На рис. 1 показан пример вариаций запаса одного из компонентов сырья на

эффективно использовались складские помещения.

Регулярные поставки волокнистого материала в разрыхлительно-очистительный агрегат обеспечивают непрерывность и стабильность производства. Динамику функционирования склада можно описать балансовыми соотношениями:

складе при постоянной отгрузке в производство и случайных (от нуля до четырех суток) задержках заказанных поставок на склад. Видно, что в динамике колебаний запасов в течение трех месяцев наблюдаются заметные вариации и даже ситуации с отсутствием сырья на складе (дефицитом).

Очевидно, что реализация ЦД для конкретного предприятия требует базы данных (БД), накапливающей информацию об оформленных заказах на поставку сырья, сроках их реализации, стоимости поставки и возможных задержках во времени поставки. Для идентификации компонентов сырья в базе должны содержаться сведения о качественных показателях поставляемого сырья и информация из документации, сопровождающей поставленное на предприятие сырье, о его качественных характеристиках и количестве. В этой же базе должны накапливаться сведения об отгрузке сырья в производство, об отходах, возвратах из производства и выходе готового полуфабриката, в данном случае волокнистого холста на входе перехода кардочесальных машин.

В БД должна содержаться оперативная финансовая информация о затратах, связанных с функционированием склада. Без этой информации невозможно выполнить сравнение разных стратегий и оперативных управленческих решений, минимизирующих расходы на функционирование подсистемы. Схема логической модели базы данных приведена на рис. 2.

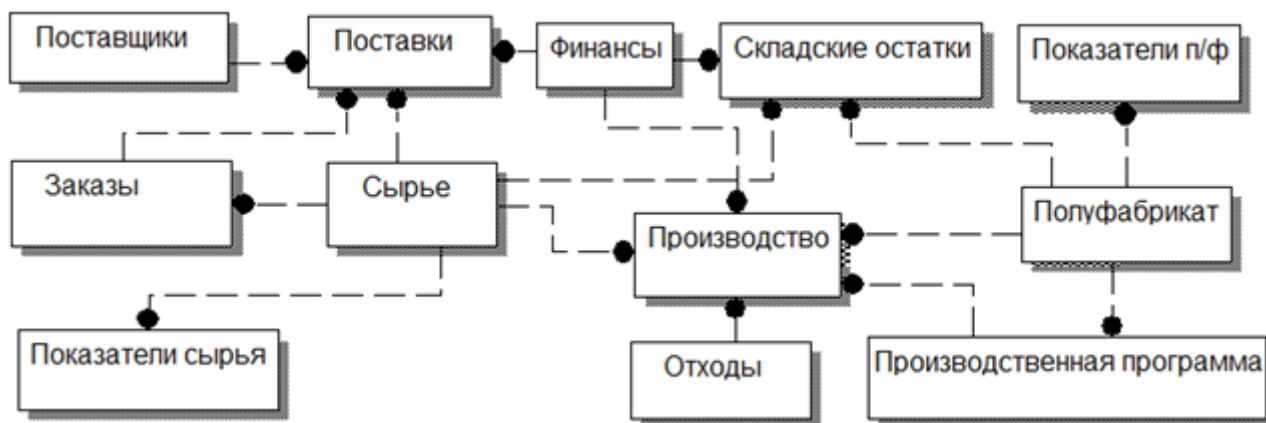


Рис. 2

Анализируя данные, необходимые для управления, приходим к выводу, что они обладают типичными признаками Big Data: они велики по объему, неоднородны по составу и структуре, имеют различные источники своего происхождения, динамичны во времени. Такого рода данные требуют применения практически всего арсенала известных статистических методов обработки – от описательной статистики до методов многомерной статистики и прогнозирования временных рядов. В этой ситуации, очевидно, перспективными и универсальными методами обработки данных являются методы искусственного интеллекта, включая нейронные сети и машинное обучение. Поэтому в автоматизированную систему ЦД следует включить и эти инструменты. Для выбора архитектуры и методов обучения нейронной сети разработано большое число разных подходов, в том числе методы глубокого обучения [5...8]. В настоящее время большинство этих методов реализовано в виде программных процедур, включенных в некоммерческие универсальные языки программирования [9], что позволяет использовать их для разработки ЦД конкретной производственной системы.

Ключевым элементом системы поддержки принятия решений является математическая модель на базе алгоритмов машинного обучения, которая прогнозирует показатели эффективности управления от ряда важных параметров. Цифрового двойника и прогнозную модель можно объединить в прогнозно-рекомендательный сервис (рис. 3). Опыт использования такого

подхода имеется на производственных предприятиях, в том числе в текстильной и легкой промышленности [10...12].

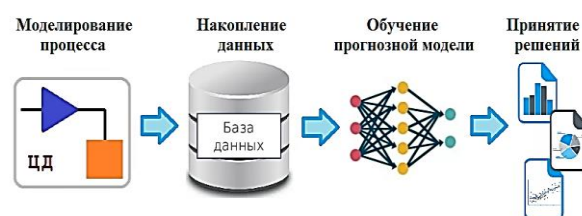


Рис. 3

В такой системе одна модель имитирует процесс, выступая в качестве его цифрового двойника. Данные имитационного моделирования (параметры процесса и получаемые результаты) сохраняются и накапливаются в базе данных. На следующем этапе на основе накопленных данных создается и обучается оптимизационная прогнозная модель. Обученная модель позволяет подобрать оптимальные параметры и выдает их в виде рекомендации управленцу.

ВЫВОДЫ

Рассмотрены особенности структуры и требований к цифровым двойникам для типовых текстильных производств. Приведен пример компьютерной имитационной модели склада сырья для прядильного производства как элемента цифрового двойника. Предложена структура и сценарий применения системы поддержки принятия решений для оптимального управления.

1. Монахов В.И., Севостьянов П.А. Большие данные. Задачи, методы и решения // Современные технологии хранения, обработки и анализа больших данных: сборник научных трудов. М.: РГУ им. А.Н. Косыгина, 2021. С. 12...18.

2. Царев М.В., Андреев Ю.С. Цифровые двойники в промышленности: история развития, классификация, технологии, сценарии использования // Известия вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64, №7. С. 517...531.

3. Губачев Н.Н., Морозов Р.В. и др. Цифровые двойники технологических процессов в легкой промышленности // Известия вузов. Технология текстильной промышленности. 2022. № 2 (398). С. 334...339.

4. Травушкина А.А., Щелокова А.Н. и др. Обзор перспектив развития технологии цифровых двойников продуктов, услуг и сервисов в секторе материального производства // Вопросы инновационной экономики. 2022. Т. 12, №3. С. 1485...1502.

5. Николенко С., Кадурич А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018. 480 с. – ISBN 978-5-496-02536-2.

6. Deng L., Yu D. Deep Learning: Methods and Applications // Foundations and Trends in Signal Processing. 2014. Т. 7, № 3–4. 1-199. – doi: 10.1561/20000000039.

7. Bengio, Yoshua. Learning Deep Architectures for AI // Foundations and Trends in Machine Learning. 2(1): 1 – 127. 2009. – doi: 10.1561/2200000006

8. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview // Neural Networks. 2015. Т. 61. С. 85...117. – doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.003.

9. Francois Chollet. Chapter 9, Section 2 // Deep Learning with Python. Manning, 2017. 350 p. – ISBN 978-1-617-29443-3.

10. Технологии искусственного интеллекта для автоматизации промышленного производства: обзор и перспективы. – <https://integral-russia.ru/2022/08/26/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-dlya-avtomatizatsii-promyshlennogo-proizvodstva-obzor-i-perspektivy/>

11. Максимов М. Цифровизация легпрома: как технологии меняют бизнес-процессы // Журнал IT Expert № 09/2019. – <https://www.it-world.ru/tech/practice/148837.html>

12. Ларионова М.А., Бабешко В.Н. Перспективы применения искусственного интеллекта в легкой промышленности // Международный научно-исследовательский журнал. 2021. № 7 (109). Ч. 1. С. 89...92.

1. Monakhov V.I., Sevostyanov P.A. Big data. Tasks, methods and solutions // Modern technologies for storing, processing and analyzing big data: a collection of scientific papers. M.: Kosygin RSU, 2021. P. 12...18.

2. Tsarev M.V., Andreev Yu.S. Digital twins in industry: history of development, classification, technologies, use scenarios // News of universities. Instrumentation. 2021. Vol. 64. No. 7. P. 517...531.

3. Gubachev N.N., Morozov R.V. and others. Digital twins of technological processes in light industry // Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii, Seriya Tekhnologiya Tekstil'noi Promyshlennosti. 2022, No. 2 (398). P. 334...339.

4. Travushkina A.A., Shchelokova A.N. and others. Review of prospects for the development of technology for digital twins of products, services and services in the material production sector // Issues of innovative economics. 2022. Vol. 12. No. 3. P. 1485...1502.

5. Nikolenko S., Kadurich A., Arkhangelskaya E. Deep learning. St. Petersburg: Peter, 2018. 480 p. – ISBN 978-5-496-02536-2.

6. Deng L., Yu D. Deep Learning: Methods and Applications // Foundations and Trends in Signal Processing. 2014. Т. 7, № 3–4. 1-199. – doi: 10.1561/20000000039.

7. Bengio, Yoshua. Learning Deep Architectures for AI // Foundations and Trends in Machine Learning. 2(1): 1 – 127. 2009. – doi: 10.1561/2200000006

8. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview // Neural Networks. 2015. Т. 61. С. 85...117. – doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.003.

9. Francois Chollet. Chapter 9, Section 2 // Deep Learning with Python. Manning, 2017. 350 p. – ISBN 978-1-617-29443-3.

10. Artificial intelligence technologies for industrial automation: review and perspectives. – <https://integral-russia.ru/2022/08/26/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-dlya-avtomatizatsii-promyshlennogo-proizvodstva-obzor-i-perspektivy/>

11. Maksimov M. Digitization of light industry: how technologies change business processes // IT Expert Magazine No. 09/2019. – <https://www.it-world.ru/tech/practice/148837.html>

12. Larionova M.A., Babeshko V.N. Prospects for the use of artificial intelligence in light industry // International Research Journal. 2021. No. 7 (109). Part 1. P. 89...92.

Рекомендована кафедрой автоматизированных систем обработки информации и управления РГУ им. А.Н. Косыгина. Поступила 16.01.23.