

КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.85

DOI: 10.30977/BUL.2219-5548.2025.109.0.48

МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ
ВИРОБНИЦТВА ТА ЛОГІСТИКИ ГОТОВОГО БЕТОНУ

Бугаєвський М. С., Петренко Ю. А.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Анотація. У статті подано аналіз проблем та особливостей створення цифрових двійників у виробництві та логістиці бетонних заводів. Одну з головних функцій у цьому процесі здійснює застосування методів штучного інтелекту та машинного навчання для покращення роботи з планування, управління й оптимізації в ланцюзі постачання готового бетону. Розглядаються напрями застосування методів і засобів штучного інтелекту та машинного навчання у виробництві та логістиці бетонних підприємств. Запропоновано схему інформаційної технології цифрового двійника для планування й управління виробництвом і логістикою бетонних підприємств. Досліджуються моделі машинного навчання для аналізу ефективності логістики готового бетону в реальному часі, які враховують параметри системи управління замовленнями, IoT-платформи та системи маршрутизації, що дозволяє підвищити ефективність предиктивної аналітики логістики готового бетону.

Ключові слова: бетонні заводи, готовий бетон, логістика, планування виробництва та логістики, цифрові двійники, інтернет речей, оптимізація, імітаційне моделювання, машинне навчання.

Вступ

Післявоєнний стан будівельної галузі в Україні буде визначатися збільшенням попиту на будівельні матеріали, динамічним розвитком та залученням інвестицій, що дозволить галузі розширювати виробничі потужності, але для відновлення доріг, будівель, підприємств, мостів тощо потрібний відповідний рівень внутрішніх спроможностей України щодо виробництва бетону, який суттєво перевищує довоєнні потреби [1].

Тому одним із ключових пріоритетів українських бетонних заводів уже на сьогодні має стати реалізація стратегії та відповідних проєктів розвитку, що спрямовані на підвищення продуктивності без втрати якості. Для того, щоб вирішити ці завдання та керувати виробничими операціями з більшою реакцією на ризики, можливим є перехід на використання технологій цифрових двійників (Digital Twins) [2], промислового інтернету речей (IoT) [3] та цифрового моделювання. Ключовими елементами цифрового двійника є динамічна імітаційна модель і дані, які визначають поточний стан реальної системи за допомогою IoT [4].

Реалізуючи переваги під'єданого обладнання в межах IoT-платформ цифрових двійників і можливість швидкої реалізації інтелектуальних сценаріїв використання даних моніторингу, підприємства можуть впрова-

дити алгоритми машинного навчання для вирішення завдань для аналізу й прогнозування технологічного стану об'єкта управління. Предиктивна аналітика на сьогодні є найпопулярнішою. Її застосовують під час планування на промисловому підприємстві для вирішення таких завдань: ідентифікація виробничих даних для аналізу; розроблення функціональної архітектури для отримання аналітичних моделей; розроблення адаптивної аналітичної моделі для процесу з використанням розробленої архітектури даних.

Аналіз публікацій

Аналіз наявних досліджень і нових перспектив визначає такі напрями застосування методів і засобів штучного інтелекту (AI) й машинного навчання (ML) у виробництві та логістиці будівельних матеріалів:

1) прогнозування попиту, тобто передбачення обсягу замовлень бетону на певний період, а також інтелектуальне управління запасами [5, 6]. Також можна вирішувати завдання підтримання оптимального рівня сировини (цемент, пісок, гравій, добавки) [7]. З цією метою використовують такі методи: часові ряди, моделі регресії для дерев рішень (Decision Tree), випадковий ліс (Random Forest), градієнтний бустинг, мережі LSTM;

2) оптимізація розподілу маршрутів з метою пошуку найкращих для доставки бетону

з огляду на часові віка, час твердіння бетону, трафік та обмеження вантажівок. Для вирішення цих завдань використовують генетичні алгоритми, навчання з підкріпленням [8];

3) визначення ефективності логістики в реальному часі, де метою є аналіз відхилень маршрутів, запізнень, простоїв [9]. Специфікою цих завдань, безумовно, є застосування технологій інтернету речей для отримання даних із маршрутів транспорту;

4) аналіз рентабельності замовлень, тобто можливість у режимі реального часу визначати, наскільки прибутковим є кожне нове замовлення [10]. Методи: регресійні моделі, дерева рішень;

5) сегментація клієнтів та персоналізація, що передбачає виявлення груп клієнтів із різними характеристиками (частота замовлень, відстань, обсяг). Використовується неконтрольоване машинне навчання у вигляді методів кластеризації [11];

6) прогнозна аналітика для стабільної якості виробничих процесів, що передбачає інтеграцію AI для моніторингу в режимі реального часу даних з датчиків, встановлених у бетонозмішувачах. Такі моделі можуть прогнозувати зміни в суміші й автоматично коригувати пропорції інгредієнтів, забезпечуючи стабільну якість у всіх партіях. Також можливо використання систем технічного зору на конвеєрах [12] для контролю вміщення перероблених заповнювачів і промислових побічних продуктів під час виробництва бетону;

7) моніторинг якості бетону в процесі його укладання на об'єктах [13, 14]. Вбудовані датчики в конструкціях із готового бетону можуть містити дані про міцність, температуру та рівень вологості в режимі реального часу. Ця інформація може бути передана системам штучного інтелекту для постійної оптимізації якості.

Крім того, AI можна використовувати для навчання моделей на основі даних імітацій, що дозволяє автоматизувати пошук політик планування, які призводять до мінімальних витрат і максимуму прибутку.

Проведений аналіз визначив важливість та актуальність розроблення та дослідження моделей машинного навчання для покращення процесів планування, управління й оптимізації в ланцюзі постачання готового бетону.

Мета та постановка завдання

Мета – провести дослідження моделей машинного навчання для аналізу ефективності логістики готового бетону в реальному часі.

Для досягнення поставленої мети необхідно: здійснити аналіз проблем та особливостей використання технологій цифрових двійників, промислового інтернету речей і цифрового моделювання на підприємствах бетонної галузі; визначити концептуальні основи створення цифрового двійника у виробництві та логістиці бетонних заводів; подати опис структури датасету для навчання ML-моделей; здійснити дослідницький аналіз інформації; провести експерименти з моделями машинного навчання для аналізу ефективності логістики готового бетону.

Виклад основного матеріалу

1 Цифрові двійники у виробництві та логістиці бетонних заводів. Поєднання віртуального та фізичного світів за допомогою технологій цифрових двійників [15] дозволяє виробникам готових бетонних сумішей уникати проблем до того моменту, як вони виникнуть, зменшити кількість збійних ситуацій у роботі на об'єктах клієнтів, запобігати простоям й ефективно планувати діяльність і графіки доставки за допомогою моделювання.

Ключовими елементами цифрового двійника є система промислової автоматизації на основі інтернету речей для отримання технологічних даних у реальному часі, динамічна імітаційна модель цифрового двійника виробництва та логістичного ланцюжка (рис. 1), розширена предиктивна аналітика для прийняття прогнозних рішень щодо виробництва, логістики та технічного обслуговування. За допомогою моделі та даних можна побудувати потужне цифрове програмне забезпечення-двійник для експериментів, аналізу та взаємодії. Цифровий двійник використовує дані моніторингу в реальному часі (за допомогою технологій промислового інтернету речей) для динамічного оновлення моделі. Водночас для виробничого циклу виготовлення та доставки готового бетону варто охопити відповідними засобами дистанційного моніторингу також автобетонозмішувачі, що забезпечить достовірними даними про те, що відбувається на кожному етапі логістики доставки бетону, та розрахувати необхідні логістичні показники ефективності.

Крім того, знаючи величезні обсяги історичних даних, можна застосовувати методи машинного навчання, щоб аналізувати замовлення кожного окремого клієнта та визначати закономірності: коли та в який час клієнт підтвердив або скасував замовлення; який додатковий обсяг замовив клієнт; яка ймовірність скасування; яке було запізнення тран-

спорту або затримки завантаження чи вивантаження. Загальна мета такого аналізу полягає в тому, щоб правильно налаштувати планування виробництва та транспортування (попереднє планування) для майбутніх змін і днів: коли знадобиться більше вантажівок; де

потрібно зменшити місткість автопарку; як уникнути простою вантажівок і надмірних затримок через недостатню кількість ресурсів.

Схему інформаційної технології застосування цифрового двійника у виробництві та логістиці готового бетону наведено на рис. 2.

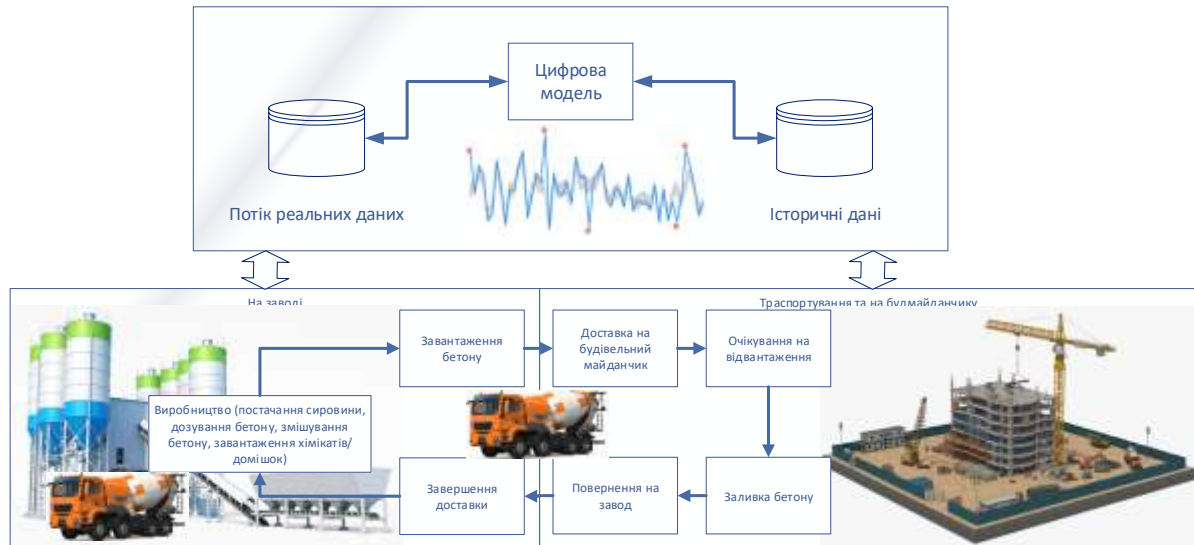


Рис. 1. Цифровий двійник у виробництві та логістиці бетонного заводу

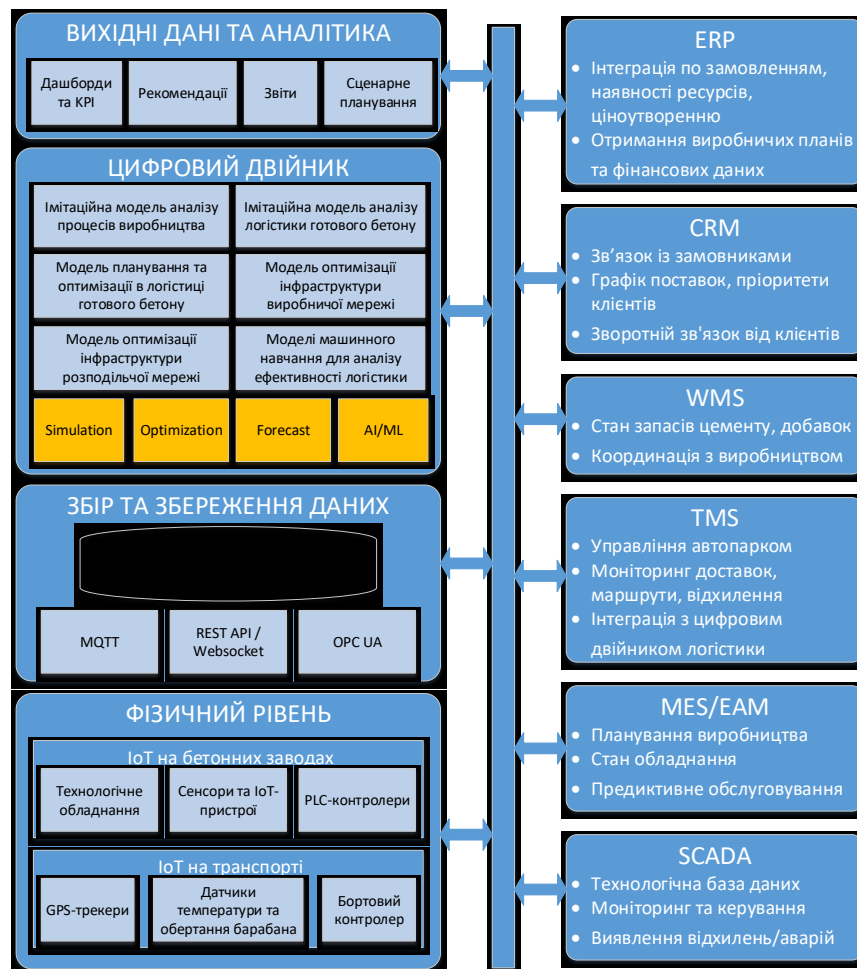


Рис. 2. Схема інформаційної технології цифрового двійника для планування та управління виробництвом і логістикою бетонних підприємств

Фізичний рівень формує технологічне обладнання бетонних заводів (дозатори, змішувачі, транспортери, бункери тощо), сенсори та IoT-пристрої, PLC-контролери. Для автотранспорту (бетоновози, автобетонозмішувачі) також передбачається оснащення сенсорами й IoT-пристроями (температура, вологість, GPS тощо).

Як інтерфейси обміну даними використовують MQTT-брокер – для обміну повідомленнями з IoT-пристроїв, сенсорів, контролерів (PLC, датчики, SCADA), REST API / WebSocket – для обміну з мобільними додатками, трекерами, зовнішніми платформами, системами транспортної логістики, OPC UA / Modbus TCP – для промислових систем управління, інтеграції SCADA.

IT-екосистема цифрового двійника передбачає зв'язок із інформаційними системами ERP / CRM / WMS / TMS / MES / SCADA.

SCADA – контроль й управління виробництвом у реальному часі, первинне оброблення сигналів, контроль на місці, тривоги / сповіщення, передача даних на верхні рівні.

MES / EAM – планування графіків виробництва, передача статусів обладнання та подій цифровому двійнику, підтримка обліку обслуговування та експлуатаційних режимів, предиктивне обслуговування.

TMS (Transport Management System) – управління автопарком, моніторинг доставок, маршрути, відхилення, інтеграція з цифровим двійником, використання GPS-даних і телеметрії з транспорту для побудови цифрової логістичної моделі.

WMS (Warehouse Management System) – контроль стану запасів цементу, домішок тощо, координація поставок із виробництвом.

CRM-система – зв'язок із замовниками, графіки поставок, пріоритети клієнтів, зворотній зв'язок від клієнтів (якість, затримки тощо) ERP-система – інтеграція за замовленнями, наявністю ресурсів, ціноутворенням, отриманням виробничих планів і фінансових даних, плануванням інвестиційних витрат і проєктів модернізації виробничої і розподільчої інфраструктури тощо.

Основою цифрового двійника є комплекс взаємопов'язаних математичних моделей із високим рівнем адекватності реальним об'єктам і процесам. Крім того, підприємство визначене не як набір розрізнених цифрових двійників, а є всебічним моделюванням, що охоплює весь виробничий і логістичний процеси.

У нашому цифровому двійнику передбачені такі моделі:

- імітаційна модель аналізу процесів виробництва;
- імітаційна модель аналізу логістики готового бетону [16];
- модель планування й оптимізації у логістиці готового бетону;
- модель оптимізації інфраструктури виробничої мережі;
- модель оптимізації інфраструктури розподільчої мережі;
- моделі машинного навчання для аналізу ефективності логістики, розгляд яких і є основним завданням цієї статті.

Вихідні дані та аналітика: дашборди та KPI; рекомендації від імітаційних моделей і моделей машинного навчання: оптимальні маршрути, розподіл ресурсів тощо; сценарне планування; звіти.

2 Дослідження моделей машинного навчання для аналізу ефективності логістики готового бетону. Метою побудови цифрового двійника нашої виробничо-логістичної системи є забезпечення безперервного контролю за процесом доставки бетону й автоматичний аналіз ефективності логістики. Цифровий двійник має прогнозувати час прибуття автобетонозмішувача на основі поточного положення, швидкості, трафіка, виявляти відхилення від запланованих маршрутів, непередбачувані затримки, простої, а також класифікувати причини таких порушень.

Для ефективної роботи таких моделей потрібна інтеграція з GPS-трекерами (реальне положення, швидкість, маршрут); датчиками IoT на бетонозмішувачах (увімкнення / вимкнення міксера, зупинки, температура тощо); плановими даними з системи керування (час виїзду, маршрути, графіки доставки).

Інформація надходить із різноманітних джерел, зокрема з підсистеми управління замовленнями / ERP; підсистеми трекінгу GPS / IoT-платформи автобетонозмішувачів; підсистеми диспетчеризації.

Розглянемо дані з цих первинних систем, що є джерелами для консолідації їх для моделі машинного навчання. У таблиці 1 наведено фрагмент структури даних із підсистеми управління замовленнями. У таблиці 2 наведено структуру даних із підсистеми трекінгу GPS / IoT-платформи автобетонозмішувачів. У таблиці 3 наведено фрагмент структури даних із підсистеми диспетчеризації. GeoJSON – відкритий формат, призначений для зберігання географічних структур даних, що заснований на JSON.

Таблиця 1 – Фрагмент структури даних із підсистеми управління замовленнями

Поле	Тип	Опис
order_id	string	Унікальний ID замовлення
plant_id	string	Завод, з якого відправлено бетон
client_address	string	Адреса об'єкта доставки
delivery_window	datetime[]	Інтервал допустимої доставки
order_volume	float	Обсяг замовлення в м ³

Таблиця 2 – Фрагмент структури даних із підсистеми трекінгу GPS / IoT-платформи автобетонозмішувачів

Поле	Тип	Опис
vehicle_id	string	ID автобетонозмішувача
timestamp	datetime	Час реєстрації точки GPS
latitude, longitude	float	Координати
speed_kmph	float	Швидкість
engine_status	bool	Увімкнений двигун чи ні

Таблиця 3 – Фрагмент структури даних із підсистеми диспетчеризації

Поле	Тип	Опис
trip_id	string	ID поїздки
route_id	string	Внутрішній ID маршруту
planned_route_geom	geoJSON	Геометрія маршруту
actual_route_geom	geoJSON	Реально пройдений шлях
ETA_predicted	datetime	Очікуваний час прибуття
ETA_actual	datetime	Фактичний час прибуття

Розглянемо структуру датасету для навчання ML-моделей на основі інформації із первинних систем. Загалом консолідовані дані мають 18 ознак (рис. 3), а цільовою змінною для машинного навчання є ознака «is_delayed», тобто прогнозування, чи є ймовірність, що замовлення буде із запізненням.

Ми здійснили кореляційний аналіз скороченого набору даних після видалення ознак, що мають інформаційний тип (рис. 4). На основі отриманої матриці кореляції можна зробити висновки щодо взаємозв'язків між ознаками нашого датасету.

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	order_id	500 non-null	object
1	vehicle_id	500 non-null	object
2	plant_id	500 non-null	object
3	trip_id	500 non-null	object
4	planned_departure_time	500 non-null	datetime64[ns]
5	actual_departure_time	500 non-null	datetime64[ns]
6	ETA_predicted	500 non-null	datetime64[ns]
7	ETA_actual	500 non-null	datetime64[ns]
8	route_length_km	500 non-null	float64
9	number_of_stops	500 non-null	int64
10	total_stop_time_min	500 non-null	int64
11	traffic_delay_estimate_min	500 non-null	int64
12	trip_type	500 non-null	object
13	client_type	500 non-null	object
14	concrete_volume_m3	500 non-null	float64
15	weekday	500 non-null	int64
16	departure_hour	500 non-null	int64
17	delay_minutes	500 non-null	float64
18	is_delayed	500 non-null	int64

Рис. 3. Датасет для навчання моделі прогнозування ймовірності затримки

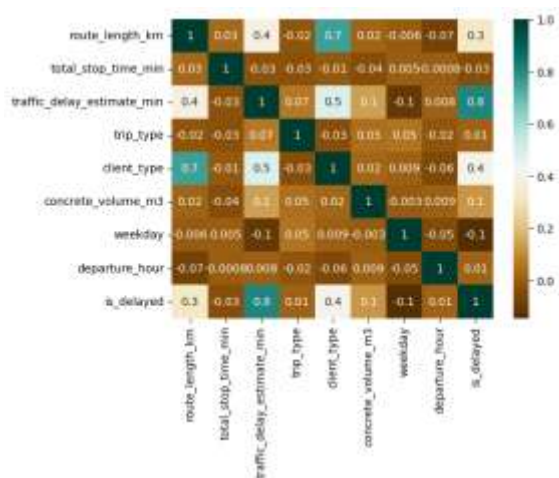


Рис. 4. Результати кореляційного аналізу факторів

Найбільша кореляція спостерігається між traffic_delay_estimate_min та is_delayed, що визначає те, що чим більша оцінка системи диспетчеризації щодо затримки в русі, тим вища ймовірність, що замовлення буде із запізненням.

Також помітною є позитивна кореляція між client_type і route_length_km, що вказує на те, що певні типи клієнтів, зокрема ті, хто займається житловим будівництвом, отримують замовлення з більшою відстанню доставки, оскільки бетонний завод під час обслуговування будівництва доріг зазвичай має плече до 30 км.

Ознаки client_type й traffic_delay_estimate_min також мають помітний зв'язок на рівні 0.5, що може свідчити про те, що доставку таким клієнтам найчастіше здійснюють складними маршрутами. Значення між trip_type й is_delayed на рівні 0.4 означає, що тип поїздки також впливає на ймовірність затримки, можливо, через особливості логістики різних видів маршрутів.

Також наявна помітна кореляція між `route_length_km` і `traffic_delay_estimate_min`, тобто чим довший маршрут, тим більша ймовірність натрапити на затори. Інші залежності слабші, наприклад, `departure_hour` має незначну позитивну кореляцію з `is_delayed`, але вона наближена до нуля, як і зв'язок `weekday` з іншими змінними. Це означає, що час доби та день тижня мають мінімальний або слабкий вплив на загальну картину запізень.

Водночас `concrete_volume_m3` меншою мірою, але все ж позитивно корелює з `traffic_delay_estimate_min`, що може вказувати на вплив великих обсягів на розвантаження або тривалість доставки.

Ми дослідили найпоширеніші алгоритми машинного навчання для прогнозування ймовірності затримки, серед яких дерева рішень (Decision Tree), випадкові ліси (Random Forest) та багатопаровий перцептрон (MLP) (табл. 4). Random Forest демонструє найкращу загальну якість за всіма метриками.

Таблиця 4 – Порівняльна характеристика моделей за метриками

Модель	Клас	Precision	Recall	Аку-расу
Decision Tree	Немає затримки	0.83	0.79	0.75
	Є затримка	0.58	0.64	
Random Forest	Немає затримки	0.90	0.88	0.86
	Є затримка	0.76	0.78	
MLP Classifier	Немає затримки	0.88	0.85	0.83
	Є затримка	0.71	0.74	

Висновки

У роботі був проведений аналіз проблем та особливостей використання технологій цифрових двійників, промислового інтернету речей і цифрового моделювання на підприємствах бетонної галузі. Визначено концептуальні основи створення цифрового двійника у виробництві та логістиці бетонних заводів. Розглянуто етапи побудови та результати експериментів із моделями машинного навчання для аналізу ефективності логістики готового бетону.

Таким чином, впровадження проєкту створення цифрового двійника з моделями штучного інтелекту на бетонному заводі вирішує такі завдання: моніторинг продуктивності виробничого процесу та логістики доставки бетону, прогнозна аналітика для ви-

значення вузьких місць виробничих і логістичних процесів, скорочення часу простою заводу та клієнта, предиктивне технічне обслуговування устаткування тощо.

Література

1. Ринок цементу та бетону України: 2023 та прогноз потреб [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://readymix.pro/rinok-cementu-ta-betonu-ukrayini-2023-ta-prognoz-potreb>
2. Nour El-Din M., Pereira P.F., Poças Martins J., Ramos N.M. Digital Twins for Construction Assets Using BIM Standard Specifications. *Buildings*. 2022. Vol. 12. No. 12. Article no. 2155. DOI: 10.3390/buildings12122155.
3. Prokhorov O., Pronchakov Y., Prokhorov V. Cloud IoT Platform for Creating Intelligent Industrial Automation Systems. *Lecture Notes Network Systems*. 2021. Vol. 188. Pp. 55–67. DOI: 10.1007/978-3-030-66717-7_5.
4. Opoku D-G. J., Perera S., Osei-Kyei R., Rashidi M., Famakinwa T., Bamdad K. Drivers for Digital Twin Adoption in the Construction Industry: A Systematic Literature Review. *Buildings*. 2022. Vol. 12. No. 2. Article no. 113. DOI: 10.3390/buildings12020113.
5. Douaoui K., Oucheikh R., Benmoussa O., Mabrouki C. Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management: a Critical Review. *Applied System Innovation*. 2024. Vol. 7. No. 5. Article no. 93. DOI: 10.3390/asi7050093.
6. Yazdanbakhsh A. Forecasting trend changes of cement demand in the United States: an exploratory study, *Results in Engineering*. 2025. Vol. 25. Article no. 103859. DOI: 10.1016/j.rineng. 2024. 103859.
7. Poonam K., Shubhalaxmi J., Mrudula K. Machine Learning based Material Demand Prediction of Construction Equipment for Maintenance. *International Journal of Computing and Digital Systems*. 2024. Vol. 17. Pp. 1–12. DOI: 10.12785/ijcds/ 1571018142.
8. Chen Z., Song C., Zhang X., Cheng J. Scheduling Optimization of Electric Ready Mixed Concrete Vehicles Using an Improved Model-Based Reinforcement Learning. 2023. Pp. 739–750. DOI: 10.36253/979-12-215-0289-3.74.
9. Chen W., Men Y., Fuster N., Osorio C., Juan A.A. Artificial Intelligence in Logistics Optimization with Sustainable Criteria: a Review. *Sustainability*. 2024. Vol. 16. No. 21. Article no. 9145. DOI: 10.3390/su16219145.
10. Nowak M., Pawłowska-Nowak M. Dynamic Pricing Method in the E-Commerce Industry Using Machine Learning. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. No. 24. Article no. 11668. DOI: 10.3390/app142411668.
11. Ullah A., Mohmand M.I., Hussain H., Johar S., Khan I., Ahmad S., Mahmoud H.A., Huda S. Customer Analysis Using Machine Learning-

- Based Classification Algorithms for Effective Segmentation Using Recency, Frequency, Monetary, and Time. *Sensors*. 2023. Vol. 23. No. 6. Article no. 3180. DOI: 10.3390/s23063180.
12. Shan D., Qu F., Wang Z., Ji Y., Xu J. A Review of the Application of Computer Vision Techniques in Sustainable Engineering of Open Pit Mines. *Sustainability*. 2025. Vol. 17. No. 7. Article no. 3051. DOI: 10.3390/su17073051.
 13. Maqsoom A., Aslam B., Gul M.E., Ullah F., Kouzani A.Z., Mahmud M.P., Nawaz A. Using Multivariate Regression and ANN Models to Predict Properties of Concrete Cured under Hot Weather. *Sustainability*. 2021. Vol. 13. No. 18. Article no. 10164. DOI: 10.3390/su131810164.
 14. Natarajan N., Murugesan S., Berlin M., Vasudevan M. Concrete Classification Using Machine Learning Techniques. 2022. Pp. 179–193. DOI: 10.1007/978-3-030-98335-2_12.
 15. Weerapura V., Sugathadasa R., De Silva M.M., Nielsen I., Thibbotuwawa A. Feasibility of Digital Twins to Manage the Operational Risks in the Production of a Ready-Mix Concrete Plant. *Buildings*. 2023. Vol. 13. Article no. 447. DOI: 10.3390/buildings13020447.
 16. Buhaievskiy M., Petrenko Y. Simulation of production and logistics for concrete plants. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2024. Vol. 2024. No. 3. Pp. 190–204. DOI: 10.32620/reaks.2024.3.13.
- ### References
1. Cement and concrete market of Ukraine: 2023 and demand forecast – URL: <https://readymix.pro/rinok-cementu-ta-betonu-ukrayini-2023-ta-prognoz-potreb> (accessed at 20.05.2025).
 2. Nour El-Din, M., Pereira, P. F., Poças Martins, J., Ramos, N. M. (2022). Digital Twins for Construction Assets Using BIM Standard Specifications. *Buildings*. Vol. 12. No. 12. Article no. 2155. DOI: 10.3390/buildings12122155.
 3. Prokhorov, O., Pronchakov, Y., Prokhorov, V. (2021). Cloud IoT Platform for Creating Intelligent Industrial Automation Systems. *Lecture Notes Network Systems*. Vol. 188. Pp. 55–67. DOI: 10.1007/978-3-030-66717-7_5.
 4. Opoku, D-G. J., Perera, S., Osei-Kyei, R., Rashidi, M., Famakinwa, T., Bamdad, K. (2022). Drivers for Digital Twin Adoption in the Construction Industry: a Systematic Literature Review. *Buildings*. Vol. 12. No. 2. Article no. 113. DOI: 10.3390/buildings12020113.
 5. Douaioui, K., Ouicheikh, R., Benmoussa, O., Mabrouki, C. (2024). Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management: a Critical Review. *Applied System Innovation*. Vol. 7. No. 5. Article no. 93. DOI: 10.3390/asi7050093.
 6. Yazdanbakhsh, A. (2025). Forecasting trend changes of cement demand in the United States: an exploratory study, *Results in Engineering*. Vol. 25. Article no. 103859, DOI: 10.1016/j.rineng.2024.103859.
 7. Poonam, K., Shubhalaxmi, J., Mrudula, K. (2024). Machine Learning based Material Demand Prediction of Construction Equipment for Maintenance. *International Journal of Computing and Digital Systems*. Vol. 17. Pp. 1–12. DOI: 10.12785/ijcds/1571018142.
 8. Chen, Z., Song, C., Zhang, X., Cheng, J. (2023). Scheduling Optimization of Electric Ready Mixed Concrete Vehicles Using an Improved Model-Based Reinforcement Learning. 2023. Pp. 739–750. DOI: 10.36253/979-12-215-0289-3.74.
 9. Chen, W., Men, Y., Fuster, N., Osorio, C., Juan, A. A. (2024). Artificial Intelligence in Logistics Optimization with Sustainable Criteria: a Review. *Sustainability*. 2024. Vol. 16. No. 21. Article no. 9145. DOI: 10.3390/su16219145.
 10. Nowak, M., Pawłowska-Nowak, M. (2024). Dynamic Pricing Method in the E-Commerce Industry Using Machine Learning. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. No. 24. Article no. 11668. DOI: 10.3390/app142411668.
 11. Ullah, A., Mohmand, M. I., Hussain, H., Johar, S., Khan, I., Ahmad, S., Mahmoud, H. A., Huda, S. (2023). Customer Analysis Using Machine Learning-Based Classification Algorithms for Effective Segmentation Using Recency, Frequency, Monetary, and Time. *Sensors*. Vol. 23. No. 6. Article no. 3180. DOI: 10.3390/s23063180.
 12. Shan, D., Qu, F., Wang, Z., Ji, Y., Xu, J. (2025). A Review of the Application of Computer Vision Techniques in Sustainable Engineering of Open Pit Mines. *Sustainability*. Vol. 17. No. 7. Article no. 3051. DOI: 10.3390/su17073051.
 13. Maqsoom, A., Aslam, B., Gul, M. E., Ullah, F., Kouzani, A. Z., Mahmud, M. P., Nawaz, A. (2021). Using Multivariate Regression and ANN Models to Predict Properties of Concrete Cured under Hot Weather. *Sustainability*. Vol. 13. No. 18. Article no. 10164. DOI: 10.3390/su131810164.
 14. Natarajan, N., Murugesan, S., Berlin, M., Vasudevan, M. (2022). Concrete Classification Using Machine Learning Techniques. Pp. 179–193. DOI: 10.1007/978-3-030-98335-2_12.
 15. Weerapura, V., Sugathadasa, R., De Silva, M. M., Nielsen, I., Thibbotuwawa, A. (2023). Feasibility of Digital Twins to Manage the Operational Risks in the Production of a Ready-Mix Concrete Plant. *Buildings*. Vol. 13. Article no. 447. DOI: 10.3390/buildings13020447.
 16. Buhaievskiy, M., Petrenko, Y. Simulation of production and logistics for concrete plants. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2024. Vol. 2024. No. 3. Pp. 190–204. DOI: 10.32620/reaks.2024.3.13.
- Бугаєвський Михайло Сергійович**, аспірант каф. автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, bugaevsky73@gmail.com,

Петренко Юрій Антонович, д-р техн. наук, проф., проф. каф. автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, petrenko.yuriy.an@gmail.com

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, вул. Ярослава Мудрого, 25, м. Харків, 61002, Україна.

Machine Learning Models for Analyzing the Efficiency of Ready-Mixed Concrete Production and Logistics

Abstract. *The relevance of the problem.* In the post-war period, the issue of efficient organization of production and logistics of construction materials, in particular ready-mixed concrete, which is the basis for the restoration of residential and industrial infrastructure, is of particular relevance. Concrete plants face numerous logistical challenges, including order management, on-time delivery, transportation constraints, and volatile demand. In such conditions, the role of digital twins and intelligent decision support systems is growing. Digital twins allow modeling and optimizing production and logistics processes based on real data in near real time. **Methodology.** The study applies a systematic approach to the design of digital twins of concrete plant production and logistics using modern methods of simulation modeling, machine learning, and artificial intelligence. A modular information technology architecture has been developed, covering the physical IoT layer, data collection and storage layer, modeling and analytics layer, as well as integration with ERP, CRM, WMS, TMS, MES/EAM, and SCADA. Decision trees, random forests, and neural networks are used as machine learning models to analyze the efficiency of ready-mixed concrete logistics in real time. **Results.** A generalized model of a digital twin of a concrete enterprise is proposed, which allows combining production processes, order management, logistics, and analytics into a single intelligent information

system. Machine learning models for analyzing the efficiency of logistics in real time, which take into account the state of the transport fleet, capacity utilization, delivery schedules, order priority, etc., are considered. **Novelty.** For the first time, a holistic information technology of a digital twin of the production and logistics system of a concrete industry enterprise is proposed, which integrates the technologies of the industrial Internet of Things, simulation multi-agent modeling, and machine learning methods. The integration of ML models with IoT data allows for automatic adjustment of production and logistics scenarios, unlike the existing order management system, IoT platform of concrete mixers, and dispatching system, which allows for an increase in the efficiency of predictive analytics of ready-mixed concrete logistics. **Practical significance.** The proposed approaches can be implemented in concrete enterprises of various sizes, both as part of the reconstruction of existing plants and in the construction of new mobile concrete plants. They provide increased forecasting accuracy, reduced costs, improved customer service, and reduced environmental impact through logistics optimization.

Keywords: concrete plants, ready-mixed concrete, logistics, production and logistics planning, digital twins, Internet of Things, optimization, simulation modeling, machine learning.

Buhaievskyi Mikhailo, PhD Student of the Department of Automation and Computer-Integrated Technologies, ORCID: 0000-0002-9844-3146, bugaevsky73@gmail.com,

Petrenko Yuri, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor at the Department of Automation and Computer-Integrated Technologies, ORCID: 0000-0002-4596-8870, petrenko.yuriy.an@gmail.com

Kharkov National Automobile and Highway University, 25, Yaroslava Mudrogo str., Kharkiv, 61002, Ukraine.