

УДК: 656.212:004.942

ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ВАГОНОПОТОКІВ ПУНКТИВ ВЗАЄМОДІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ RANDOM FOREST

Кандидати техн. наук Т. В. Головка, П. В. Долгополов,
аспіранти Д. Ю. Ляпін, І. С. Демченко

FORECASTING OF VEHICLE FLOW VOLUMES AT INTERACTION POINTS USING THE RANDOM FOREST METHOD

PhD (Tech.) T. V. Golovko, PhD (Tech.) P. V. Dolgoplov,
postgraduate student D. Yu. Lyapin, postgraduate student I. S. Demchenko

DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.212.2025.336486>



Анотація. У статті запропоновано інтегрований підхід для підвищення ефективності планування вагонопотоків через поєднання методів машинного навчання та оптимізації. Зокрема, модель Random Forest використовують для попереднього прогнозування попиту на перевезення, результати якого слугують вхідними даними для подальшого розв'язання оптимізаційної задачі мінімізації затримок у логістичних вузлах. Такий підхід дає змогу враховувати обмеженість ресурсів та інфраструктурні обмеження, що робить його особливо актуальним для складних умов роботи транспортної системи. Отримані результати свідчать про потенціал запропонованої моделі для підвищення точності прогнозування та ефективності логістичного планування.

Ключові слова: машинне навчання, Random Forest, прогнозування, планування вагонопотоків, ресурсні обмеження, інфраструктурна ефективність.

Abstract. The paper presents a comprehensive approach to improving the efficiency of rail freight car flow planning through the integration of modern machine learning techniques with mathematical optimization tools. In light of increasing complexity in logistical processes and the need for rapid response to changes in demand, traditional dispatching and planning methods are becoming less effective. This necessitates the implementation of intelligent solutions capable of adapting to the dynamic operational environment of the railway industry.

At the initial stage of the study, the Random Forest model was applied, offering high accuracy in freight demand forecasting based on historical data, statistical indicators, and seasonal fluctuations. A key advantage of this method lies in its ability to detect hidden dependencies among numerous factors affecting transportation demand. The resulting forecasts serve as input data for the subsequent optimization of railcar allocation across the railway network.

The second stage involves the development of an optimization model that accounts for both infrastructure and resource constraints, including station throughput capacity, available locomotive fleet, crew availability, and time restrictions for shipment execution. The model's objective function aims to minimize total delays, idle time, and bottlenecks at key logistics nodes, ultimately leading to reduced operational costs and more efficient utilization of rail assets.

Simulation results based on test scenarios derived from real operational data demonstrate a significant improvement in both forecast accuracy and planning efficiency compared to conventional methods. The findings confirm the feasibility and effectiveness of integrating analytical models into the decision-making processes of rail freight operations. The proposed approach can play a key role

in the digital transformation of the railway sector, contributing to enhanced logistics service quality and improved competitiveness of rail transport as a whole.

Keywords: machine learning, Random Forest, forecasting, train flow planning, resource constraints, infrastructure efficiency.

Вступ. Залізничні вантажні перевезення є основним компонентом світової торгівлі, що з'єднує виробників і споживачів у різних регіонах і країнах, тому їх надійність відіграє вирішальну роль у забезпеченні стабільної роботи глобального ланцюга поставок, стимулюванні економічного зростання, посиленні соціальної зв'язності та досягненні сталого розвитку. Точне прогнозування залізничних вантажних перевезень допомагає оцінювати їхні обсяги для подальшого планування відповідних ресурсів, інфраструктури, логістики, експлуатації рухомого складу та оптимізації перевізного процесу, що сприятиме покращенню стабільності та надійності послуг. Процес прогнозування вагонопотоків оцінює майбутній обсяг перевезень залізничним транспортом, зокрема кількість вагонів, які проходилимуть певними маршрутами та пунктами взаємодії в заданий період часу [1], і здійснюваний основними методами: трендовий аналіз, середніх значень, регресійний аналіз, імітаційне моделювання, машинне навчання. До методів машинного навчання належить метод Random Forest (RF), який працює з великими обсягами даних, здатний виявляти складні залежності між вхідними параметрами, прийнятний для точного прогнозування за наявності достатньо повної та чистої історичної інформації. Random Forest – це така комбінація дерев, за якої кожне дерево залежить від значень випадкового вектора, вибірка якого здійснюється незалежно та з однаковим розподілом для всіх дерев у лісі. Похибка узагальнення лісу класифікаторів дерев залежить від сили окремих дерев у лісі та кореляції між ними [2]. Алгоритм випадкового лісу оцінює важливість змінної, дивлячись на те, на скільки

збільшується кількість помилок прогнозування зі зміною її даних [3].

Спираючись на вищенаведене, використання RF для прогнозування вагонопотоку в пунктах взаємодії залізничного та інших видів транспорту – актуальне й обґрунтоване рішення, особливо в умовах складної логістики, багатьох факторів впливу та обмеженості точних даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питання необхідності прогнозування вагонопотоків виникає внаслідок нерівномірного навантаження мережі, яке є одним з факторів зростання простоїв рухомого складу в пунктах взаємодії. При цьому на складність прогнозування впливає багато факторів, такі як наявність багатьох змінних, сезонність, геополітичні змінні, поточні експлуатаційні фактори, неоднорідність даних і їх неповнота, потреба в інтероперабельності інформаційних даних.

Огляд попередніх досліджень показує, що метод RF активно застосовувався у логістиці на транспорті для моделювання та прогнозування складних процесів. У роботі [4] досліджено застосування алгоритму RF для прогнозування вантажообігу порту на прикладі Шанхайського порту. Автори підкреслюють важливість точного прогнозування портової пропускної здатності для ефективного управління логістичними потоками та інфраструктурного планування. Використовуючи історичні дані про вантажообіг, економічні індикатори та інші релевантні фактори, модель RF демонструє високу точність порівняно з традиційними методами прогнозування. Дослідження підтверджує потенціал машинного навчання як ефективного інструменту для ухвалення стратегічних рішень у сфері перевезень.

Автори [5] розглядають застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування обсягів авіаційних вантажоперевезень і досліджують ефективність методу порівняно з традиційними статистичними моделями, включаючи авторегресійні моделі. На основі історичних даних про авіаційні вантажопотоки модель машинного навчання продемонструвала вищу точність прогнозування. Результати підкреслюють потенціал використання інтелектуальних алгоритмів як інструменту підтримки ухвалення рішень в авіаційному транспортному плануванні.

Цей метод виявився ефективним у багатьох транспортних задачах, включаючи прогнозування вагонопотоків, завдяки стійкості до перенавчання, здатності працювати з великою кількістю ознак і врахуванню взаємозв'язків між ними. Отримані результати мають практичне значення для проєктування інтелектуальних транспортних систем [6].

Застосування RF у транспортній сфері дає змогу досягти високої точності прогнозування, що було підтверджено в дослідженні [7], де модель переважала традиційні регресійні підходи за значенням R^2 і зниженням помилки прогнозу.

Отже, методи ансамблевого навчання, зокрема RF, демонструють високу адаптивність і надійність у задачах прогнозування вагонопотоків. Вони дають змогу працювати з великою кількістю гетерогенних ознак, ураховувати складні взаємозалежності та забезпечують стабільні результати навіть за наявності шуму в даних. Це робить їх перспективними для впровадження в системи підтримки ухвалення рішень у галузі залізничної логістики.

Визначення мети та завдання дослідження. Метою дослідження є розроблення моделі прогнозування обсягів вагонопотоків пунктів взаємодії з використанням методу RF для підвищення точності прогнозів ухвалення ефективних рішень у сфері транспортного планування та

логістики. Для досягнення сформульованої мети потрібно вирішити такі завдання: аналіз сучасних методів прогнозування вагонопотоків, акцентуючи на машинному навчанні [8], алгоритми ансамблевого типу; попередня обробка даних: очищення, нормалізація, обробка пропусків і побудова нових ознак; побудова моделі прогнозування вагонопотоків і мінімізації затримок із урахуванням прогнозованих обсягів як вхідних параметрів за допомогою алгоритму RF; оцінювання ефективності використання методу в завданнях транспортного планування.

Основна частина дослідження

Прогнозування обсягів вагонопотоків у міжнародних вантажних терміналах є одним із основних завдань сучасної транспортної логістики, що впливає на ефективність управління залізничними перевезеннями, оптимізацію використання інфраструктури та планування вантажних операцій. Огляд наукових досліджень у сфері прогнозування обсягів вагонопотоків у міжнародних терміналах із використанням методу RF свідчить про широке застосування цього підходу в логістиці та транспорті. У цьому контексті метод має широке визнання як потужний інструмент для моделювання складних динамічних процесів, для яких характерні висока багатовимірність і неоднорідність даних, він є ансамблевим алгоритмом машинного навчання, який базований на побудові множини дерев рішень (decision trees) із випадковим відбором підмножини вхідних ознак на кожному кроці побудови дерев [9]. Такий підхід забезпечує високу стійкість моделі до перенавчання з можливістю ефективно відображувати нелінійні залежності та взаємодії між ознаками. У контексті прогнозування вагонопотоків це особливо важливо, оскільки процеси вантажних перевезень залежать від великої кількості факторів — сезонності, логістичних обмежень, змін у попиті, технічних характеристик вагонів, пропускної здатності інфраструктури тощо.

Розробляючи модель прогнозування обсягів вагонопотоків у пунктах взаємодії за допомогою Random Forest, цільову функцію формалізують як мінімізацію середньоквадратичної помилки прогнозування, що є стандартною метрикою якості для задач регресії. Математично це можна подати у вигляді функції втрат

$$F(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}(x_i))^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

де y_i – фактичний обсяг вагонопотоку в період i ;

$\hat{f}(x_i)$ – прогноз моделі Random Forest на основі вхідних ознак x_i ;

n – кількість спостережень.

Оптимізація цієї функції втрат полягає у знаходженні такої конфігурації ансамблю дерев рішень, яка найкраще апроксимує невідому залежність між вхідними параметрами (включно з часовими показниками, характеристиками вантажів, технічними параметрами та іншими релевантними ознаками) і цільовою змінною – обсягом вагонопотоку. При цьому важливо враховувати системні обмеження і специфіку реального функціонування залізничних терміналів, зокрема пропускної здатності, графіків руху, регуляторних вимог і зовнішніх впливів, що можуть модифікувати поведінку транспортної системи.

Завдяки здатності RF обробляти великі масиви різнорідних даних і автоматично враховувати складні взаємозв'язки, метод є перспективним інструментом для побудови адаптивних систем підтримки ухвалення рішень у залізничних логістичних комплексах. Застосування цієї методології дає змогу підвищити точність прогнозів, знизити рівень операційних ризиків і оптимізувати планування ресурсів, що сприяє підвищенню ефективності міжнародних вантажних перевезень.

У логістичних системах залізничного транспорту прогнозування вагонопотоків має враховувати ряд обмежень, що

обумовлені техніко-експлуатаційними характеристиками інфраструктури та організацією робочих процесів. Зокрема, модель прогнозу має забезпечувати дотримання обмежень за пропускною здатністю пунктів взаємодії, максимальною кількістю вагонів на кожному напрямку та балансом між вхідними і вихідними потоками. Формально ці умови можна записати у вигляді системи нерівностей і рівностей

$$\begin{cases} \sum_j \hat{f}(x_{ij}) \leq I_i^{max}, \forall_i \\ \hat{f}(x_{ij}) \leq R_{ij}^{max}, \forall_{i,j} \\ \sum_j \hat{f}(x_{ij}) = \sum_j f(x_{ij}), \forall_i \end{cases}, \quad (2)$$

де $\hat{f}(x_{ij})$ – прогнозований вагонопотік із пункту i до j , які належать множині пунктів взаємодії;

I_i^{max} – максимальна пропускна спроможність пункту i ;

R_{ij}^{max} – максимально допустима кількість вагонів на напрямку (i,j) за одиницю часу.

Крім прогнозування обсягів вагонопотоків, надзвичайно важливим аспектом ефективного логістичного планування є контроль і мінімізація затримок у подаванні та обробці вагонів і суден, що особливо актуально для морських портових терміналів і залізнично-портових вузлів. Затримки на цих етапах мають прямий вплив на загальну пропускну спроможність транспортної системи, її операційну ефективність і рівень сервісу, а також формують ризики виникнення логістичних «вузьких місць» і додаткових втрат.

Через це в математичну модель доцільно інтегрувати додаткові системні обмеження, які моделюють допустимі межі затримок подавання та обробки вантажних одиниць – вагонів і суден. Такі обмеження є основними для відтворення реального функціонування інтермодальних терміналів, де координація між залізничною та морською складовими має бути максимально злагодженою.

Введення обмежень за затримками в модель дає змогу не лише покращити якість прогнозів обсягів вантажопотоків, але й сформувати аналітичну основу для ухвалення управлінських рішень щодо оптимізації графіків подавання, розподілу ресурсів і пріоритезації обробки вантажів. Зокрема, урахування таких обмежень допомагає моделювати ситуації з перевантаженням терміналів і прогнозувати виникнення «заторів» у логістичних ланцюгах, що є критично важливим для забезпечення стабільності міжнародних перевезень. Розширення класичної моделі відповідними обмеженнями за затримками формалізовано як систему нерівностей, що накладені на прогнозовані значення часу подавання та обробки, та інтегровано в загальну цільову функцію оптимізації, забезпечуючи більш реалістичне та прикладне подання транспортно-

логістичних процесів у міжнародних терміналах:

$$\begin{cases} D_{ij} \leq D_{ij}^{max}, \forall i,j \\ T(\hat{f}(x_{ij})) \leq T_{ij}^{max}, \forall i,j \end{cases} \quad (3)$$

де D_{ij} – час затримки подавання/обробки вагонів (або суден) на напрямку (i,j) ;

D_{ij}^{max} – максимально допустима

затримка;

T – час обробки вагонів/суден у пункті i ;

T_{ij}^{max} – максимальний допустимий час

обробки в пункті i .

Для зображення застосування побудованої моделі прогнозування та оцінювання дотримання зазначених обмежень у практичних умовах [10, 11] на рис. 1 наведено порівняльну гістограму прогнозованих та історичних обсягів вагонопотоків на п'яти пунктах взаємодії.

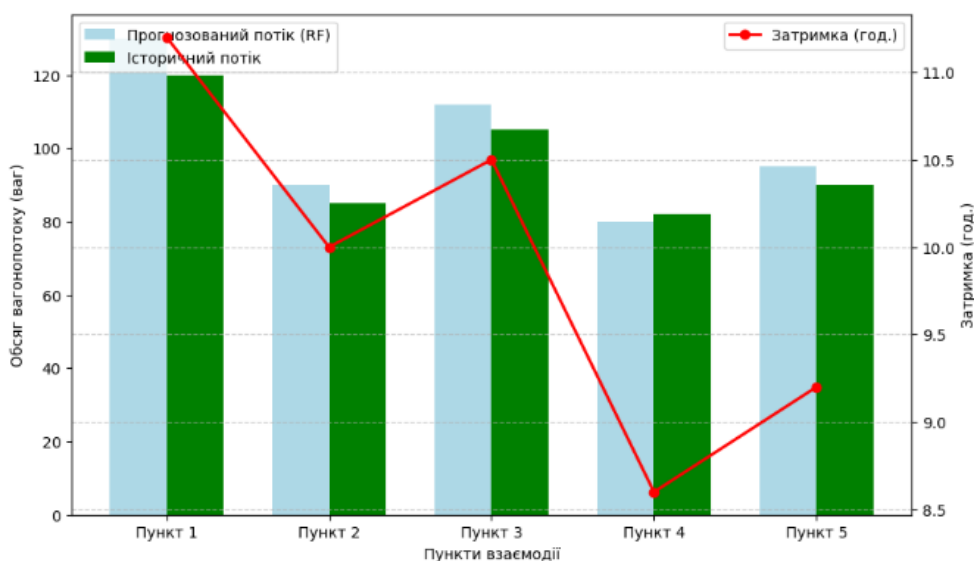


Рис. 1. Візуалізація порівняння прогнозованих і фактичних вагонопотоків, отриманих методом RF

Для кожного пункту побудовано два типи стовпчикових діаграм: світло-блакитні – прогнозовані обсяги вагонопотоків за допомогою методу RF, зелені – фактичні історичні обсяги. Червона лінія ілюструє

рівень затримок, які виникають з обробкою вагонів.

Результати аналізу свідчать, що для більшості терміналів прогнозовані обсяги вагонопотоків дещо перевищують історичні

показники, що може свідчити про зростаючий попит на логістичні послуги або потенціал збільшення пропускної здатності. Такі результати підкреслюють наявну проблему навантаження та необхідність удосконалення організації робочих процесів. Отже, інтеграція методів машинного навчання, зокрема випадкового лісу, у систему прогнозування вантажних потоків дає змогу точніше оцінити майбутнє навантаження на залізничну інфраструктуру. Це сприяє ухваленню більш обґрунтованих управлінських рішень щодо оптимізації ресурсів і мінімізації затримок у вантажних операціях.

Задача прогнозування вагонопотоків полягає в оцінюванні обсягів перевезень між пунктами взаємодії транспортної мережі на основі історичних даних, календарних та інфраструктурних факторів. Але, окрім прогнозної точності, важливо також мінімізувати затримки, які виникають з подаванням та обробкою вагонів і суден з урахуванням прогнозованого вагонопотоку.

$$f(y) = \sum_{i,j} (D_{ij}(y_{ij}) + T_{ij}(y_{ij})) \rightarrow \min, \quad (4)$$

де $D_{ij}(y_{ij})$ – час затримки подавання вагонопотоку;

$T_{ij}(y_{ij})$ – час затримки обробки вагонопотоку;

y_{ij} – обсяг вагонопотоку між пунктами взаємодії i та j .

RF метод можна використати для попереднього прогнозу попиту, після чого розв'язати оптимізаційну задачу мінімізації затримок із урахуванням прогнозованих обсягів як вхідних параметрів. Запропонована модель дає змогу поєднати машинне навчання для прогнозу обсягів перевезень з оптимізаційним підходом, що мінімізує затримки в логістичних вузлах. Це підвищує ефективність планування вагонопотоків, особливо в умовах обмежених ресурсів та інфраструктурних обмежень.

На рис. 2 показано порівняльний аналіз прогнозованих та оптимізованих обсягів потоку для п'яти пунктів взаємодії (терміналів).

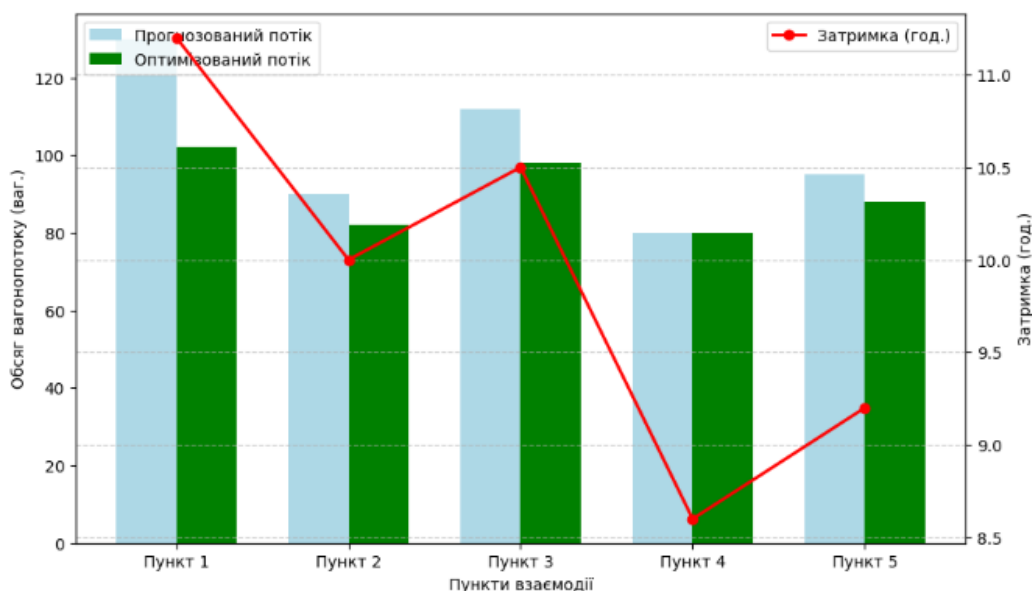


Рис. 2. Графічна інтерпретація моделювання вагонопотоку методом Random Forest

У дослідженні проаналізовано прогнозовані та оптимізовані обсяги вагонопотоків на п'яти терміналах залізничної інфраструктури, а також оцінено рівень затримок, що виникають з обробкою вантажів. Для відображення обсягів вагонопотоків використано дві категорії: прогнозований (світло-блакитний колір) та оптимізований (зелений колір) потоки. Затримки проілюстровані червоною лінією.

Для першого пункту характерний найвищий прогнозований вантажопотік, який складає близько 130 вагонів, що після оптимізації суттєво знижується до 102. Водночас він демонструє найвищий рівень затримок – 11,2 год. Такий дисбаланс свідчить про перевантаження потужностей, що потребує впровадження заходів з оптимізації для зменшення часу обробки і покращення пропускної здатності. У другому маємо прогнозований потік близько 90 вагонів, що після оптимізації знижується до 82. Затримка на рівні 10,0 год свідчить про наявність середнього рівня навантаження та потенціал для покращення логістичних процесів. Третій демонструє високий прогнозований вагонопотік – 112 вагонів, який оптимізований до 98, при цьому затримка становить 10,5 год, що є другим за величиною показником серед усіх терміналів. Це вказує на можливі проблеми з пропускною здатністю і необхідність удосконалення організації робіт. Четвертий пункт має найнижчий рівень затримок – приблизно 8,6 год, а обсяги вагонопотоків практично не змінюються в результаті оптимізації (близько 80 вагонів). Це свідчить про збалансованість робочих процесів і адекватну пропускну спроможність. П'ятий має прогнозований вантажопотік близько 95 вагонів, який після оптимізації зменшується до 88, із затримкою на рівні 9,2 год. Зниження обсягу потоку вказує на позитивний вплив заходів оптимізації на зменшення навантаження.

Отже, візуалізація демонструє, що оптимізація вагонопотоків дає змогу

ефективно зменшити навантаження на найбільш перевантажені пункти взаємодії, що у свою чергу сприяє зниженню затримок і підвищенню ефективності роботи залізничної інфраструктури. Для пунктів із помірним і низьким навантаженням оптимізація підтримує стабільний рівень пропускної спроможності і мінімізує час обробки вантажів.

Висновки. Запропонована модель прогнозування вантажопотоків на пунктах взаємодії залізничного транспорту з іншими видами транспорту базована на алгоритмі випадкового лісу (Random Forest, RF) з урахуванням системи обмежень, що значно підвищує точність і надійність прогнозів. Такий підхід дає змогу ефективно інтегрувати методи машинного навчання з принципами операційної оптимізації, забезпечуючи більш адекватне відображення реальних умов функціонування транспортних логістичних вузлів.

Застосування системи обмежень у моделі має головне значення, оскільки враховує специфічні технологічні, інфраструктурні та часові ліміти, що виникають під час обробки вантажних потоків. Урахування таких обмежень дає змогу уникати типових помилок прогнозування, пов'язаних із перевантаженням вузлів або ігноруванням технологічних вузьких місць, що часто призводить до затримок у перевезеннях і нерационального використання ресурсів.

Результати досліджень підтверджують, що запропонована модель демонструє високу точність у прогнозуванні обсягів вантажопотоку на пунктах взаємодії різних видів транспорту. На візуалізованих графіках порівняння прогнозних і фактичних даних можна чітко простежити суттєве зближення показників, що свідчить про адекватність урахування системи обмежень у моделюванні. Такий рівень точності забезпечує підвищення ефективності планування логістичних операцій, що призводить до скорочення часу обробки вантажів, зниження ризику

виникнення затримок та оптимізації використання транспортних і складських потужностей.

Впровадження моделі в практику має важливе значення для розвитку цифрових платформ оперативного управління рухом, що є основою сучасних «розумних» транспортних систем. Перспективним напрямом розвитку є інтеграція алгоритмів машинного навчання з реальним часом і адаптивним управлінням, що дасть змогу не лише прогнозувати, а й оперативно корегувати маршрути руху, план вантажоперевезень і навантаження інфраструктури на основі актуальних даних.

Отже, застосування запропонованої моделі дає змогу створити ефективний

інструмент для аналітичного планування, який максимально узгоджує прогнозні сценарії з можливостями залізничної системи. Це сприяє підвищенню загальної надійності та стійкості транспортної інфраструктури, зменшенню витрат, пов'язаних із перевантаженнями, і підвищенню якості сервісу в логістичній галузі. У довгостроковій перспективі подібні моделі можуть стати невід'ємною частиною інтелектуальних систем управління залізничним транспортом, забезпечуючи комплексне розв'язання проблем координації багатомодальних перевезень і підвищення ефективності функціонування транспортних вузлів.

Список використаних джерел

1. Lyk-Jensen S. V. Forecasting freight flows. *Transport Reviews*. 2011. Vol. 31, No. 5. P. 603–624. doi: 10.1080/01441647.2011.566984.
2. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45. P. 5–32. doi: 10.1023/A:1010933404324.
3. Ліав А. Класифікація та регресія за допомогою randomForest. *R News*. 2002. Т. 2, № 3. С. 18–22. URL: <http://CRAN.R-project.org/doc> (access date: March 29, 2025).
4. Wang X. Port throughput forecasting using Random Forest algorithm: A case of Shanghai Port. *Transport Policy*. 2020. Vol. 91. P. 1–10. doi: 10.1016/j.tranpol.2020.03.005.
5. Kim S. Application of machine learning algorithms for forecasting air cargo volumes. *Journal of Air Transport Management*. 2018. Vol. 71. P. 1–9. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2018.06.005.
6. Shi Q. Big data applications in real-time traffic operation and safety monitoring and improvement on urban expressways. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2015. Vol. 58. P. 380–394. doi: 10.1016/j.trc.2015.02.022.
7. Wang C. Freight demand forecasting using Random Forest algorithm. *Journal of Advanced Transportation*. 2018. Article ID 1478923. doi: 10.1155/2018/1478923.
8. Scikit-learn – Python бібліотека машинного навчання. URL: <https://scikit-learn.org> (access date: May 15, 2025).
9. R: randomForest package URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/index.html> (access date: May 15, 2025).
10. RapidMiner Studio – інструмент для data mining. URL: <https://rapidminer.com> (access date: May 20, 2025).
11. Orange Data Mining – програмне забезпечення для візуального аналізу. URL: <https://orangedatamining.com> (access date: May 20, 2025).

Головко Тетяна Владиславна, кандидат технічних наук, доцент кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. Тел.: +380958389172. E-mail: golovko_tv@kart.edu.ua. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-7977-9664>.

Долгополов Петро Віталійович, кандидат технічних наук, доцент кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. Тел.: +380950903747.
E-mail: dolgopolov@kart.edu.ua. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-2166-8064>.

Ляпін Дмитро Юрійович, аспірант кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. Тел.: +380501700310. E-mail: karazinvuz@gmail.com.

Демченко Ілля Сергійович, аспірант кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID: 0009-0008-6708. Тел.: +380509388928.
E-mail: ilya.dem4enko@gmail.com.

Golovko Tetiana, PhD (Tech), Associate Professor, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. Tel.: +380958389172. E-mail: golovko_tv@kart.edu.ua.
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-7977-9664>.

Dolgopolov Peter, PhD (Tech), Associate Professor, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. Tel.: +380950903747. E-mail: dolgopolov@kart.edu.ua.
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-2166-8064>.

Lyapin Dmitry, postgraduate student, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. Tel.: +380501700310. E-mail: karazinvuz@gmail.com.

Demchenko Ilya, postgraduate student, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID: 0009-0008-6708. Tel.: +380509388928. E-mail: ilya.dem4enko@gmail.com.

Статтю прийнято 30.06.2025 р.