

УДК 656.222

DOI: 10.15587/1729-4061.2019.170174

## Прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки при слідуванні у поїзді залізничною дільницею

А. В. Прохорченко, А. С. Панченко, Л. О. Пархоменко, Г. І. Нестеренко, М. І. Музикін, Г. О. Прохорченко, А. В. Колісник

Запропоновано метод прогнозування очікуваного часу прибуття (ETA) вантажної відправки з урахуванням визначення тривалості руху вантажного поїзда дільницею для залізниць з системою руху поїздів без дотримання розкладу відправлення. Характерною особливістю залізниць з такою системою руху є складність передбачення стадій перевізного процесу, що вимагає розробки дієвих методів прогнозування. На основі кореляційного аналізу визначено залежність загальних макрохарактеристик поїздотоку та індивідуальних параметрів вантажного поїзда на його тривалість руху на дільниці. Запропоновано представити залежність прогнозованої тривалості руху поїзда залізничною дільницею від наступних факторів: інтенсивність, щільність руху поїздотоку на дільниці, частка пасажирських поїздів в межах загального поїздотоку, довжина поїзда та його маса брутто.

На основі порівняльного аналізу за показниками точності та адекватності декількох методів регресії для прогнозування ETA вантажної відправки вибрано регресійну модель на основі штучної нейронної мережі – MLP. Для пошуку структури MLP застосовано метод перехресної перевірки, який передбачає оцінювання достовірності математичної моделі за критерієм точності – MAE та адекватності – F-тестом. Знайдено структуру MLP, яка складається з п'яťох скритих шарів. Проведено прогнозування тривалості руху поїзда в парному напрямку руху на дільниці Основа-Люботин. Для даного прогнозу значення MAE склало 0,0845, що є достатньо високою точністю для задач такого типу та підтверджує ефективність застосування MLP для рішення задачі прогнозування ETA вантажної відправки.

Дані дослідження дозволяють в перспективі розробити автоматизовану систему прогнозування ETA вантажної відправки для залізничної системи зі змішаним рухом та відправленням вантажних поїздів без дотримання нормативного розкладу

Ключові слова: залізнична мережа, логістика, очікуваний час прибуття, машинне навчання, штучна нейронна мережа

### 1. Вступ

В сучасних економічних умовах залізничним компаніям-перевізникам необхідно вирішувати складні проблеми адаптації операційної моделі залізничних вантажних перевезень до вимог вантажоодержувачів. На ринку транспортних послуг зростає потреба в персоналізованій мобільності та логістичних рішеннях, що забезпечують менші ризики в перевізному процесі.

Як показує практика, технологічний процес перевезення вантажів на залізничному транспорті має багато серйозних недоліків, головним з яких є недостатня передбачуваність часу виконання операцій в процесі перевезень [1]. Високий ступінь невизначеності реалізації перевізного процесу особливо характерний залізничній системі України (АТ Укрзалізниця), яка відноситься до залізниць з системою руху поїздів без дотримання розкладу відправлення. Відсутність інформації щодо часу руху вантажної відправки у складі поїздів через залізничну мережу призводить до невідповідності плану перевезень реальним умовам роботи. Виникають збої у строках вивантаження вагонів та подачі порожніх вагонів під навантаження з причин помилок у встановленні часу прибуття даних вагонів. Це збільшує час обороту вантажних вагонів, спричиняє збитки власникам вагонів та збільшує витрати на логістику ватажовласників з причин збільшення запасів для забезпечення попиту [2].

У зв'язку з цим сьогодні виникає необхідність створення системи планування перевезеннями з можливістю прогнозування стадій перевізного процесу, яка дозволить відстежувати етапи перевізного процесу вантажних відправок. Одним із напрямків удосконалення системи планування є впровадження функції періодичного сповіщення про стан руху відправки у поїзді, що включає очікуваний час прибуття в пункт призначення (англ., Estimated Time of Arrival, ETA). Враховуючи, що на тривалість руху поїзда впливають різні фактори, інформація про які в діючих автоматизованих системах управління перевезеннями є обмеженою, ускладнюється можливість будь-яких експертних методів передбачення перевізного процесу. Постає завдання реалізації методу прогнозування ETA для вантажної відправки, який можна легко автоматизувати та масштабувати для задачі великої розмірності.

Таким чином, вирішення завдання розробки методу прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки у складі поїзда для зменшення ризиків слідування поїздопотоків за призначеннями плану перевезень в залізничній системі без дотримання розкладу відправлення вантажних поїздів, є актуальним.

## **2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми**

В умовах розвитку цифровізації транспортних процесів з'явилась можливість обробки великих обсягів даних, які стало можливо використовувати для побудови більш ефективних систем планування перевезеннями з можливістю прогнозування стадій перевізного процесу. Однією із функцій на базі якої стали успішно будуватись сучасні системи планування стала функція прогнозування очікуваного часу прибуття (англ., estimated time of arrival, ETA) [3]. Це призвело до появи досліджень, спрямованих на розробку методів для підвищення точності прогнозу очікуваного часу прибуття (ETA) в багатьох транспортних галузях.

Досить багато досліджень, присвячених прогнозуванню ETA, виконується в автомобільній та авіаційній галузі [4–6]. Для удосконалення інформаційної системи сповіщення пасажирів щодо очікуваного часу прибуття автобусів до зупинок на маршруті успішно застосовано штучні нейронні мережі [4]. В

дослідженні [5] представлено систему прогнозування ЕТА, що заснована на різних регресійних моделях та рекурентних нейронних мережах (RNN), результати яких відбираються за декількома показниками точності. Отримані результати підтверджують, що запропонована система прогнозування генерує більш точні прогнози з набагато меншим стандартним відхиленням, ніж в діючих системах у EUROCONTROL. В роботі [6] для 4D прогнозування траєкторії руху літаків в районі маневрування терміналу (terminal manoeuvring area) використано нову гібридну модель, що використовує для обробки даних кластеризацію та Multi-Cells Neural Network (MCNN) для прогнозування ЕТА. При порівнянні отриманих результатів з прогнозами побудованими з використанням множинної лінійної регресії Multiple Linear Regression (MLR) доведена ефективність запропонованого гібридного машинного навчання (a hybrid machine learning model). З вище наведених результатів досліджень, можна зробити висновок, що застосування методів машинного навчання для прогнозування ЕТА є ефективним, однак розроблені моделі прогнозування не можуть бути застосовані для залізничного транспорту.

Вирішенню завдання прогнозування часу виконання операцій з вантажними відправками на залізничній мережі України та її подібних мереж приділено досить мало уваги [7–9]. В роботі [7] використано штучну нейронну мережу (англ., ANN) типу перцептрон для визначення моментів прибуття вантажних поїздів на технічні станції. Автори запропонували в якості входних параметрів моделі використати час та дату (день тижня, місяць) відправлення поїзда з сусідньої технічної станції, а також масу поїзда та тип локомотива. В умовах відправлення вантажних поїздів без дотримання рокзладу інформацію про час відправлення та тип локомотива можна отримати лише в оперативному режимі. Це погіршує точність прогнозу та унеможливає застосування розробленої моделі для завдань тактичного прогнозування. Для визначення парку та колії приймання використано математичну модель на основі ANN [8]. Дана математична модель вирішує задачу класифікації щодо вибору варіанта приймання вантажного поїзда в оперативному режимі і не дозволяє прогнозувати тривалість прибуття поїзда в умовах зміни експлуатаційної роботи залізничної дільниці. Вирішенню подібної задачі присвячено роботу [9] в якій запропоновано для вирішення задачі вибору колії приймання поїзда на сортувальну станцію застосувати нейромережеву модель, що дозволяє враховуючи прогноз прибуття поїздів та прогноз розвитку ситуації в парку приймання. Автори наголошують на ефективності застосування штучної нейронної мережі для задач прогнозування, однак дані дослідження не спрямовані на проведення прогнозування ЕТА для вантажної відправки. Найбільш наближеними дослідженнями до поставленого завдання прогнозування ЕТА є робота [10], яка присвячена моделюванню сценаріїв переміщення вантажів у ланцюгах доставки залізничної системи України. В роботі розроблено алгоритм, який генерує сценарії подій доставки для визначення контрольно-часових точок відповідно до технологічних норм і практичного досвіду. Недоліком такого підходу до передбачення тривалості руху відправки є відсутність можливості обліку зміни експлуатаційних умов

роботи залізничних дільниць та врахування характеристик перевізного процесу для підвищення точності прогнозу. Інформація щодо перевірки на точність запропонованого методу відсутня.

В галузі залізничного транспорту світу цікавими є дослідження [11], наголошується про важливість прогнозування ЕТА для підвищення ефективності перевізного процесу залізниць США, зниження витрат. Функції сповіщення ЕТА дозволяють підвищити рівень обслуговування клієнтів та реалізувати подальшу автоматизацію планування перевезень. Запропоновано використати алгоритми машинного навчання, підготовлені на оперативних даних залізниці CSX Transportation для створення сповіщення ЕТА в реальному часі. В дослідженні доведена здатність підвищення точності прогнозування ЕТА при використанні моделі підтримки векторної регресії та моделі глибинних нейронних мереж. Найбільшу точність показав ансамблевий метод машинного навчання – випадковий ліс. Однак недоліком такого підходу є велика кількість пам'яті для зберігання отриманих моделей. Крім того, схильність алгоритму до перенавчання в умовах роботи на даних з великою кількістю шумів, що досить характерно для перевізного процесу залізниці з системою руху поїздів без дотримання розкладу відправлення.

Робота [12] присвячена розробці методів прогнозування руху поїздів у часі та просторі в оперативному режимі. Розроблені методи запропоновано використати у майбутній консультативній системі диспетчеризації залізничного транспорту. Автор наголошує на важливості (are vital) використання methods in predictive reasoning and machine learning. В роботі [13] подібні завдання прогнозування часу прибуття поїзда вирішувались в іншій сфері – удосконалення експлуатації сигналів дорожнього руху поблизу залізничних переїздів Highway-Rail Grade Crossings (HRGC). Результати підтверджують важливість застосування методів прогнозування при побудові промислових систем диспетчеризації. Дослідження в [14] присвячені впливу переїздів у метрополісі Мельбурна, Австралія (in the Melbourne metropolitan area, Australia) на перевантаження в мережі автомобільних потоків. На макрорівні аналізу залежностей виявлено взаємозв'язок між частотою поїздів, відсотковою зміною часу руху і величиною потоку автомобілів. Знайдені рівняння може передбачити зміни в часі проїзду автомобільного потоку з урахуванням кількості залізничних переїздів та частоти руху поїздів.

Це підтверджує ефективність використання даних, що характеризують транспортний процес на макрорівні. Таким чином, одним із напрямків удосконалення методу прогнозування ЕТА для залізниці з системою руху поїздів без дотримання розкладу відправлення є врахування макрохарактеристик руху поїздопотоків на залізничній дільниці та встановлення залежності тривалості руху вантажного поїзда дільницею від експлуатаційних умов.

Наукові досягнення активно впроваджуються у виробництво, так в проекті F-MAN при побудові системи управління парками вантажних вагонів на залізничній мережі простору Європейського Союзу успішно застосовано модуль для прогнозування ЕТА [15]. Розрахунок ЕТА залежить від повідомлень

про місцезнаходження вагона від його бортових пристроїв та ґрунтується на побудованих кумулятивних функціях розподілу ймовірності тривалості руху вагона до пункту призначення. Модуль розрахунку ЕТА базується на інноваційних концепціях і алгоритмах, які здатні покращувати і налаштувати їх ефективність під час роботи системи (алгоритми самонавчання).

Асоціація RailNetEurope (RNE), що об'єднує європейських операторів залізничної інфраструктури, активно впроваджує пілотні проекти з реалізації функцій прогнозування ЕТА для поїздів в міжнародному сполученні [16]. Наведені приклади впровадження систем прогнозування ЕТА на залізничній мережі Європейського Союзу підтверджують актуальність досліджень в даній статті. Однак залізниці ЄС мають менший ступінь невизначеності у порівнянні з залізничними системами подібними на АТ Укрзалізниця з системою руху вантажних поїздів без дотримання розкладу відправлення. Це вимагає розробки нових методів прогнозування, що зможуть врахувати специфіку перевізного процесу та обмеженість інформації.

Завданню удосконалення функції прогнозування ЕТА приділяється багато уваги в усіх транспортних галузях. Для підвищення точності прогнозу ЕТА застосовуються різноманітні методи, що дозволяють врахувати фактори відповідно до специфіки досліджувальних процесів. Однак майже відсутні дослідження, що присвячені розробці методів прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки для залізниць з системою руху поїздів без дотримання розкладу відправлення, де специфіка організації перевезень диктує значну невизначеність перевізного процесу. Останнім часом для прогнозування ЕТА набирають популярності методи машинного навчання. Для підвищення точності прогнозування в умовах значної невизначеності може бути врахована інформація про макрохарактеристики руху поїздопотоків на залізничній дільниці. Все це обумовлює необхідність проведення досліджень в цьому напрямку, що є підґрунтям автоматизації прогнозування ЕТА вантажної відправки для зменшення ризиків перевізного процесу.

### **3. Мета і завдання дослідження**

Метою роботи є розробка методу прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки з урахуванням визначення тривалості руху вантажного поїзда дільницею. Це дозволить підвищити якість передбачення перевізного процесу і, як наслідок, ефективність планування для залізниць з системою руху вантажних поїздів без дотримання розкладу відправлення.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі дослідження:

– провести аналіз макрохарактеристик руху поїздопотоків на залізничній дільниці та встановити залежності тривалості руху вантажного поїзда дільницею від експлуатаційних умов;

– провести порівняльний аналіз методів регресії для прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю;

– формалізувати математичну модель для прогнозування тривалості руху вантажної відправки у вантажному поїзді при слідуванні дільницею;

– провести перевірку точності та адекватності розробленої математичної моделі прогнозування тривалості руху вантажного поїзда дільницею.

#### 4. Особливості прогнозування очікуваного часу прибуття в умовах відправлення поїздів без дотримання розкладу

Реалізація функції прогнозування ЕТА (англ., estimated time of arrival) для залізничної мережі потребує врахування специфіки організації операційної моделі залізничної системи. Дана функція повинна бути реалізована для кожної вантажної відправки – одного вагону, групи вагонів або маршруту, що відповідає кількості вагонів до повного состава поїзда. Враховуючи, що таких відправок є велика кількість на мережі, постає завдання реалізації методу прогнозування, який можна легко автоматизувати та масштабувати для задачі великої розмірності. Функція прогнозування ЕТА повинна забезпечувати прогноз від станції утворення поїзда до станції призначення, що потребує врахування топології залізничної мережі та технології перевезення. Технологічний процес слідування вантажного поїзда передбачає планові зупинки поїзда на технічних станціях (сортувальні або дільничні станції) з причин зміни локомотивів або локомотивних бригад та технічних і комерційних оглядів вагонів для забезпечення безпеки руху. Для вантажних відправок, які потребують розрахунку ЕТА, заздалегідь відомим є напрямок і категорія поїзда, в якому будуть слідувати. Дана інформація визначена планом формування поїздів, що розробляється і затверджується на кожний фрахтовий рік [17]. Це дозволяє заздалегідь визначити маршрут слідування відправки та встановити дільниці та станції, для яких необхідно спрогнозувати тривалість слідування. Хоч граф залізничної мережі є досить розгалуженим та має цикли, маршрут вагонів, що досліджуються, можна розкласти лінійно, перерахувавши послідовно всі технічні станції, на яких заплановані зупинки поїзда. На рис. 1 наведено схему виділеного маршруту руху відправки від станції формування до станції призначення, що є для вантажу трансферною на морський транспорт.

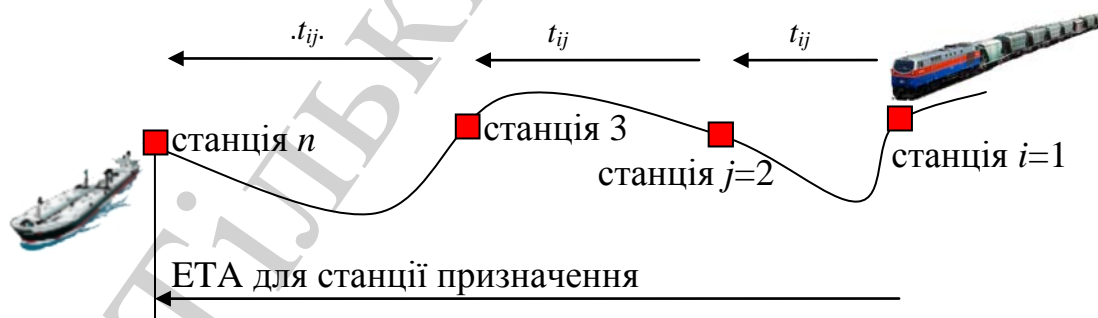


Рис. 1. Схема лінійного розкладення маршруту для можливості проведення прогнозування очікуваного часу прибуття поїзда на кінцеву станцію призначення

Загальний час маршруту можна розділити на дві складові – знаходження поїздів на технічних станціях та їх рух залізничними дільницями між ними.

Експлуатаційні умови та фактори, що впливають на час знаходження вагонів на станціях та під час руху, є різними і потребують відокремленого дослідження. Запропоновано дослідити фактори та розробити математичну модель для прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю для розрахунку очікуваного часу прибуття на технічну станцію за маршрутом.

## **5. Вихідні дані та дослідження умов слідування поїздів через залізничні дільниці**

### **5.1. Дослідження макрохарактеристик руху поїздопотоків на залізничній дільниці**

Як показує практика, час слідування поїзда через залізничну дільницю не співпадає з плановим, що закладений у нормативному графіку руху поїздів. Згідно до досліджень у роботі [18, 19] у залізничних системах, зокрема АТ Укрзалізниця, в яких принцип руху заснований на відправленні вантажних поїздів “за готовністю” без дотримання нормативного графіка руху поїздів характеризуються значною невизначеністю. Так, відхилення реального часу руху від планового досягає 20–40 %. Це можна пояснити недосконалістю визначення дільничної швидкості руху поїзда за нормативним графіком, що спирається на тягові розрахунки тривалості руху, розглядаючи рух одиночного поїзда через дільницю без врахування взаємозалежності руху поїздів в потоці [20]. Однак навіть додавання резервів часу не дозволяє компенсувати виникаючі відхилення від планового руху. Це спричинено в більшій мірі проблемами взаємовпливу між поїздами при збільшенні їх у потоці на залізничній дільниці. На мережі АТ Укрзалізниця найбільш поширена система інтервального руху поїздів на перегоні за назвою «автоматичне блокування», яка відноситься до систем за принципом розмежування інтервалів між поїздами “fixed block signalling”. В таких умовах при збільшенні кількості поїздів на дільниці збільшується час руху поїзда через дільницю з причини несинхронності зайнятості блок-дільниць. Як наслідок, слідування поїздів відбувається на жовтий і червоний сигнал світлофора, що вимагає зменшення швидкості. Згідно діючих нормативних документів, рух поїзда на жовтий вимагає прослідування зі зменшеною швидкістю, ніж на зелений [18]. Крім того, тривалість руху вантажних поїздів через залізничну дільницю залежить від значної кількості факторів. Це тимчасові обмеження швидкості руху з причин надання “вікон” для ремонту і модернізації інфраструктури. Довжина і маса поїздів, що впливає на можливість реалізації операцій схрещення та обгонів. Найголовніший фактор – це невраховані процеси взаємовпливу між поїздами при збільшенні їх у потоці.

Спираючись складності, у прогнозуванні тривалості руху вантажних поїздів через дільниці в даному дослідженні запропоновано дослідити макрохарактеристики процесу взаємовпливу поїздопотоків на залізничній дільниці. Для вирішення завдання щодо аналізу закономірностей в організації руху поїздів важливу роль відіграє фундаментальна діаграма транспортного потоку [21]. За таким підходом поїздопотік можна розглядати як безперервне середовище, а його макрохарактеристики можна описати співвідношенням між





“Південна залізниця” АТ “Укрзалізниця”, що об’єднує залізничні дільниці за напрямком Основа-Люботин

Експериментальні дослідження ґрунтуються на реальних даних експлуатації дільниці Основа-Люботин залізничної мережі АТ Укрзалізниця за період максимальних обсягів перевезень липень-вересень 2017 року. На рис. 3 наведена залежність добової інтенсивності, щільності від тривалості слідування вантажного поїзда для дільниці Основа-Люботин у парному напрямку.

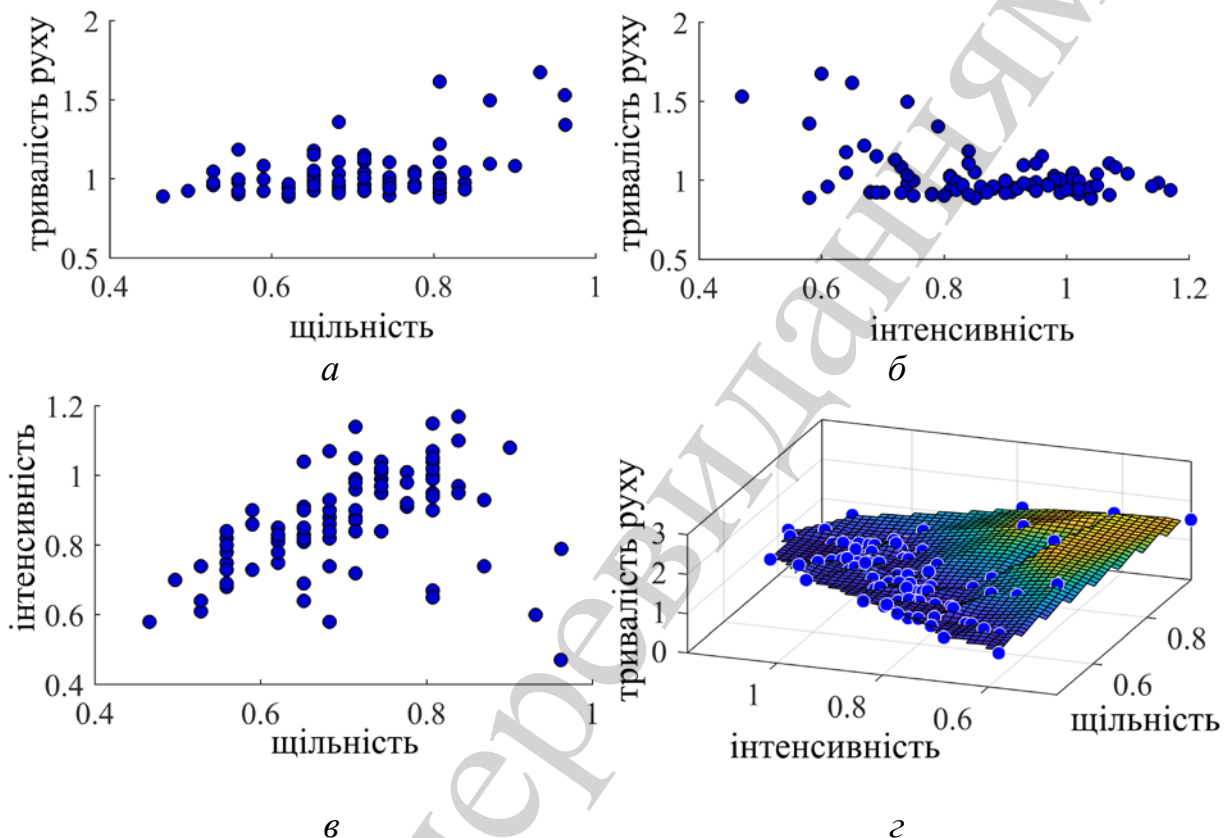
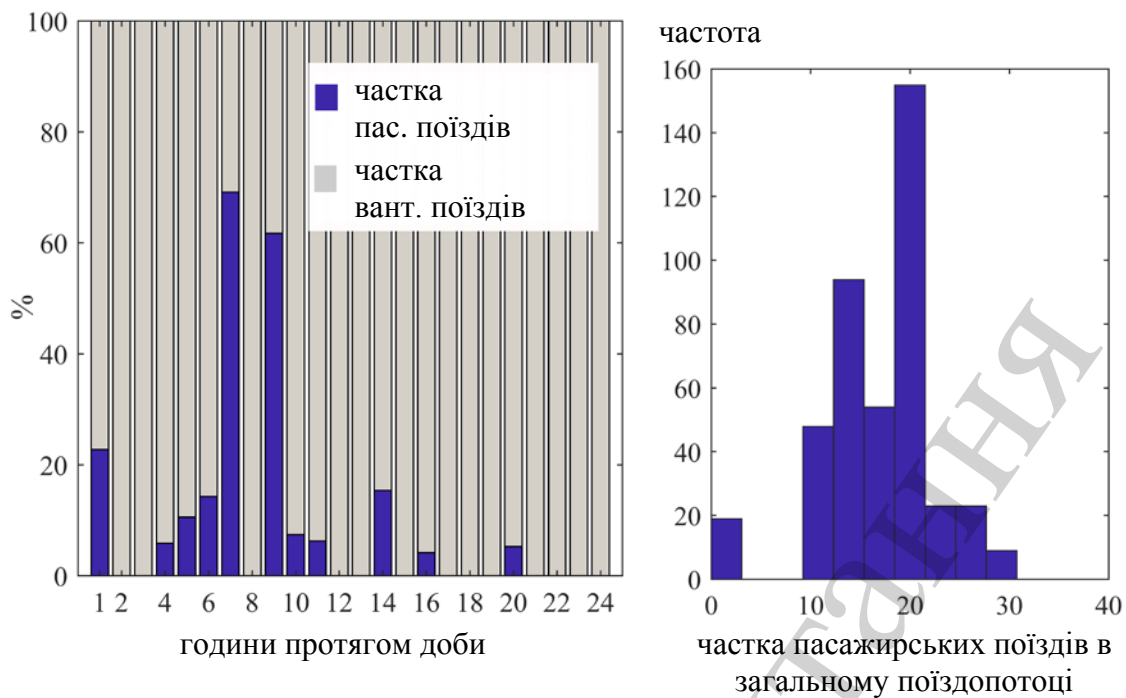


Рис. 3. Взаємозалежність між інтенсивністю, щільністю та тривалістю руху поїздопотоку на дільниці Основа–Люботин у парному напрямку: а – залежність добової середньої тривалості руху поїзда від щільності поїздів на дільниці; б – залежність середньодобової дільничної швидкості від інтенсивності; в – залежність інтенсивності від щільності; г – тривірна залежність інтенсивності, щільності та часу слідування

В умовах змішаної моделі експлуатації залізничної дільниці на швидкість руху вантажного поїзда, і, як наслідок, на його тривалість руху впливає частка пасажирських поїздів в межах загального поїздопотоку. На рис. 4 наведено динаміку зміни частки пасажирського руху в межах загального поїздопотоку протягом доби та в середньодобово протягом трьох місяців (липень-вересень 2017 року) на дільниці Основа – Люботин.



а б

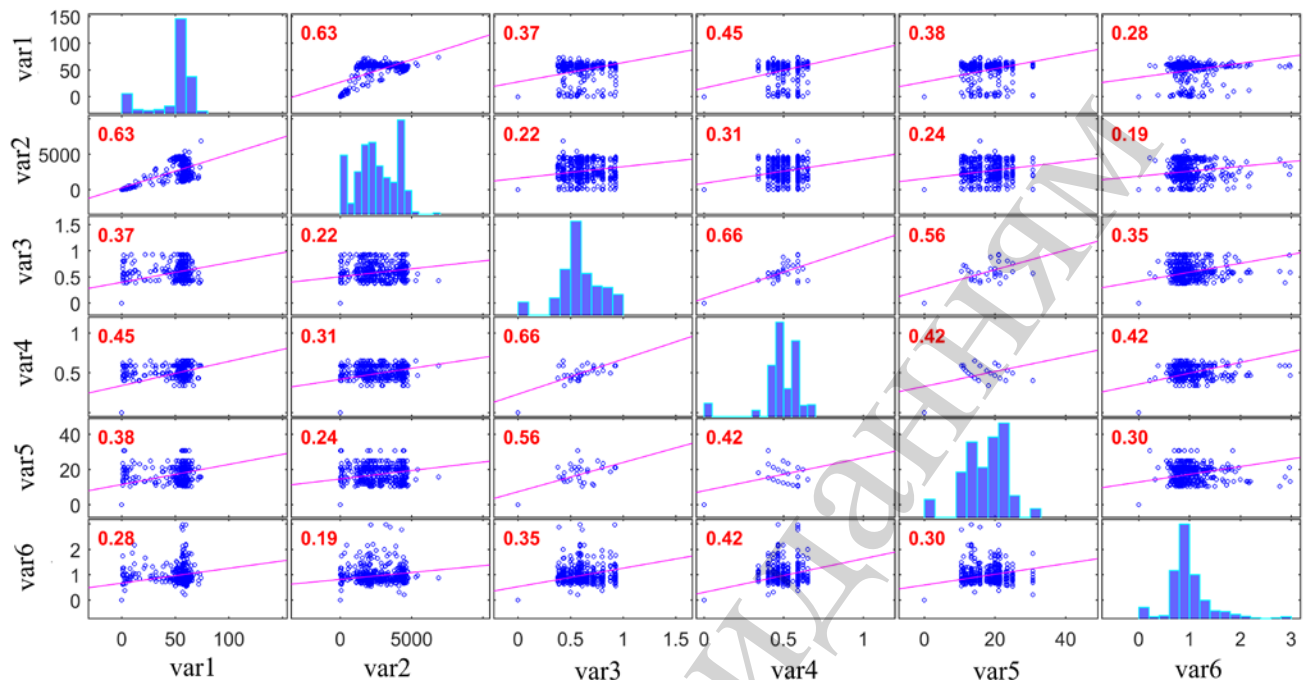
Рис. 4. Залежність кількості пасажирських поїздів від загального поїздопотоку на дільниці Основа – Люботин: *а* – динаміка зміни частки пасажирського руху в межах загального поїздопотоку протягом доби; *б* – залежність частоти від відсоткової частки пасажирського руху в середньому за добу

Проведений аналіз динаміки зміни частки пасажирського руху в межах загального поїздопотоку протягом доби свідчить про нерівномірність руху пасажирських поїздів. Відповідно до рис. 4, *а* можна побачити значне зростання частки пасажирських поїздів у ранковий час доби. Це можна пояснити розташуванням дільниці Основа – Люботин поряд з великою пасажирською станцією Харків-Пасажирський. Слід зазначити, в залізничних системах змішаного руху пріоритет мають пасажирські поїзди, які слідує відповідно до нормативного графіка руху. Дотримання розкладу пасажирськими поїздами в умовах руху вантажних поїздів без розкладу призводить до збільшення затримок останніх на дільниці. Враховуючи, що найбільша частота пасажирських поїздів складає в середньому частку 20 % в межах загального поїздопотоку протягом доби, можна зробити припущення про вплив даного фактору на тривалість руху вантажного поїзда.

## 5. 2. Аналіз експлуатаційних параметрів на тривалість руху вантажного поїзда залізничною дільницею

Окрім загальних макрохарактеристик поїздотоку на тривалість руху поїзда впливають його індивідуальні параметри. Одні із найбільш впливових параметрів поїзда, що залежать від обмежень інфраструктури та визначають його експлуатаційні умови пропуску дільницею, є умовна довжина поїзда (кількість вагонів в складі) та його маса брутто. Для теоретичного обґрунтування прийнятих факторів, що впливають на загальну тривалість слідування поїзда дільницею, в роботі запропоновано вивчити кореляційні

зв'язки даних факторів на результативний параметр. Для набору вибірки (N=425) виконано розрахунок кореляційних коефіцієнтів Пірсона. Визначені кореляції є значимими на рівні  $p < 0.05$ . На рис. 5 представлено розраховану кореляційну матрицю Пірсона [22].



var1 – умовна довжина поїзда, ваг

var2 – маса бруто поїзда, тонн

var3 – інтенсивність поїздопотому, год<sup>-1</sup>

var4 – щільність, поїзд/км

var5 – відсоток пасажирських, %

var6 – тривалість руху поїзда, год

Рис. 5. Кореляційна матриця Пірсона для аналізу впливу на тривалість слідування поїзда дільницею Основа – Люботин його індивідуальних параметрів та макрохарактеристик поїздопотому

Аналіз даних свідчить (рис. 5), що всі змінні мають позитивну кореляцію та є статистично значимі. Згідно оцінки тісноти зв'язків за "таблицею Чеддока" зв'язки можна характеризувати як помірні та слабкі. Це можна пояснити нелінійністю залежностей та слабкоструктурованістю статистичних даних, що досить погано може бути оцінено кореляцією Пірсона. Крім того, відсутні будь які інші швидко доступні дані, що дозволяють описати процес слідування вантажного поїзда через дільницю. За таких умов, побудова математичної моделі прогнозування очікуваного часу прибуття вантажного поїзда виходячи з наявної інформації, є виправданим.

Згідно до вищезазначеного, в роботі запропоновано представити залежність прогнозної тривалості руху поїзда залізничною дільницею  $t_{ij}$  від наступних факторів: інтенсивність руху, щільність руху поїздопотому на дільниці, частка пасажирських поїздів в межах загального поїздопотому, умовна довжина поїзда (кількість вагонів в составі) та його маса бруто. Відповідно до

визначених факторів в неявному вигляді математична модель прогнозування тривалості руху поїзда залізничною дільницею може бути описана залежністю виду

$$t_{ij} = f(\lambda_{ij}, \rho_j, \phi_{ij}, m_{ij}, Q_{ij}), \quad (2)$$

де  $t_{ij}$  – тривалості руху поїзда залізничною дільницею, що обмежена технічними станціями, відповідно  $i$  та  $j$ , год;  $\lambda_{ij}$  – інтенсивність руху поїздів на дільниці, год<sup>-1</sup>;  $\rho_j$  – щільність поїздопотоку на дільниці, поїздів/км;  $\phi_{ij}$  – частка пасажирських поїздів в межах загального поїздопотоку, %;  $m_{ij}$  – умовна довжина поїзда (кількість вагонів в составі), ум.ваг;  $Q_{ij}$  – маса брутто поїзда, тонн.

### 6. Пошук методу прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю

На першому етапі пошуку методу прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю в роботі виконано порівняння декількох методів регресійного аналізу для пошуку залежності (2). Для оцінки якості побудованих моделей використано середню абсолютну похибку (MAE), значення коефіцієнту детермінації  $R^2$  та критерій Фішера [22]. Порівняльний аналіз методів регресії для прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз методів регресії для прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю

Метод	Середня абсолютна похибка, MAE	Значення коефіцієнту детермінації $R^2$	F-тест
Лінійна регресій на модель	0,09559373	0,4648786	78,18613 485
Регресій на модель на основі нейронної мережі	0,09185588	0,596569902	131,4408 072
Гребнев а	0,09942611	0,443689963	75,91870 887

регресій на модель			
Баєсова гребнев а регресій на модель	0,09582799	0,464744424	75,91870 887

За визначеними показниками (табл. 1) найгіршою з вибраних методів виявилась множинна лінійна регресійна модель [22], що підтверджує вище отримані висновки щодо залежності (1), яка описує складні нелінійні процеси експлуатації дільниці. Найприйнятнішим методом стала регресійна модель на основі штучної нейронної мережі – Multi-layer Perceptrons, MLP. Враховуючи, що при проведенні порівняльного аналізу використана нейронна мережа мала стандартні настройки за замовчуванням, доцільно для підвищення точності прогнозів більш детально пристосувати архітектуру штучної нейронної мережі до розв’язання задачі, що досліджується.

### **7. Проектування архітектури штучної нейронної мережі для прогнозування тривалості руху вантажного поїзда**

Штучна нейронна мережа (ANN) відноситься до методів машинного навчання (machine learning, ML) [23] має паралельні обчислювальні структури, що складаються з нелінійних відносно обчислень елементів – нейронів [24]. Це дозволяє встановлювати нелінійні залежності за досить короткий час, що забезпечується за рахунок її масштабованості. Висока адаптивність та однозначність аналізу і проектування ANN є актуальним в умовах промислового застосування в межах діючої на мережі АТ Укрзалізниця Єдиної Автоматизованої Системи Керування Вантажними Перевезеннями (АСК ВП УЗ-Є). Однак такі недоліки ANN як відсутність прозорості, складність вибору архітектури та жорсткі вимоги до навчальної вибірки вимагають проведення досліджень доцільності застосування ANN для задачі прогнозування тривалості руху вантажного поїзда дільницею.

В роботі вибрано для побудови прогнозної моделі базовий вид нейромережі – багатошаровий прецептрон (Multi-layer Perceptrons, MLP) з методом навчання з вчителем [25]. Структурна схема моделі прогнозування тривалості руху вантажного поїзда дільницею на основі MLP наведена на рис. 6.

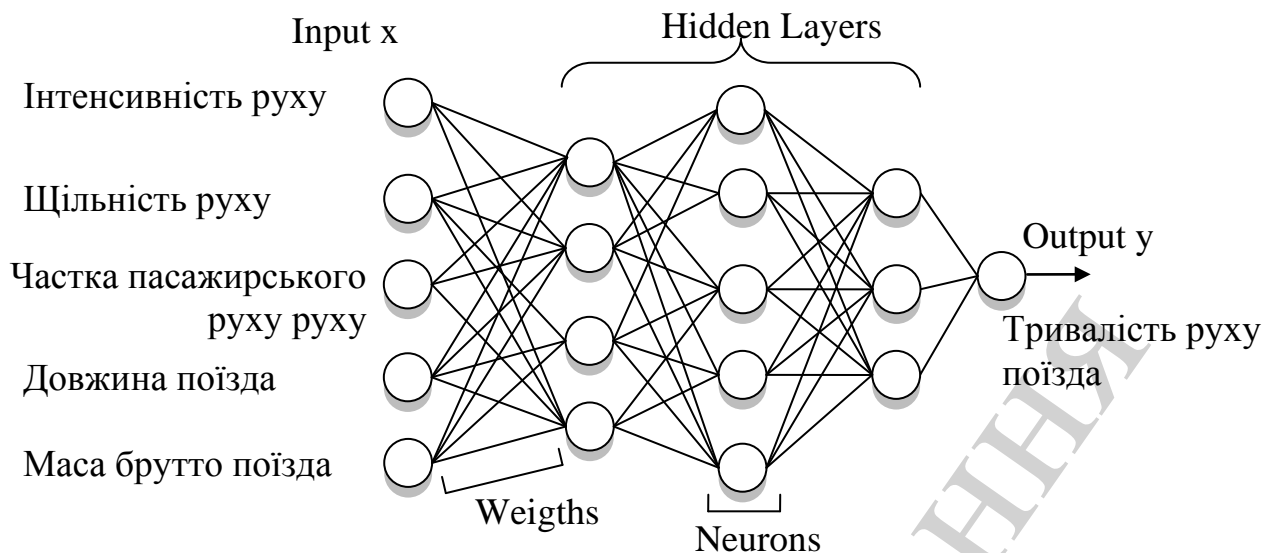


Рис. 6. Структурна схема моделі прогнозування тривалості руху вантажного поїзда дільницею на основі MLP

Для пошуку структури MLP застосовано метод перехресної перевірки (англ., cross-validation). Даний метод передбачає оцінювання достовірності математичної моделі за критерієм точності – MAE та адекватності – F-тестом. Вибірка даних  $N=425$  зразки була розділена на навчальну частину (англ., training set) з 60 % від загальних та відповідно тестову частину. Тестова вибірка (англ., testing set) була вибрана із загального набору даних випадковим чином. Настроювання MLP виконувалось за допомогою алгоритму зворотнього розповсюдження помилки. Метод навчання з учителем для математичної моделі прогнозування на основі MLP реалізується циклічно шляхом навчання на основі навчальної вибірки, яка представляє собою структуру

$$\langle \text{input } X_1^k, \dots, X_n^k - \text{output } Y_1^k \rangle,$$

де  $k$  – номер зразку у навчальній вибірці.

Після навчання відбувається перевірка моделі на тестовій вибірці, що має аналогічну структуру.

### 7. 1. Результати прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю

Пошук структури та процеси перевірки на точність та адекватність прогнозної нейромережі були автоматизовані в середовищі Python. Результати перехресної перевірки на основі даних експлуатації дільниці Основа-Люботин в парному напрямку наведені на рис. 7. Алгоритм при реалізації методу перехресної перевірки використовував 4417 ітерацій. Для перевірки адекватності нейромережі розрахункові значення статистики Фішера (F-test), порівнювались з допустимим ( $F\text{-доп}=2,42$ ). Рівняння тренду для похибки MAE є від’ємним, та має наступні параметри  $y=-1.18e-05x+0.326$ , рівняння тренду

для розрахункових значень статистики Фішера має вид  $y=3.9e^{-0.5x}+3.38$ .

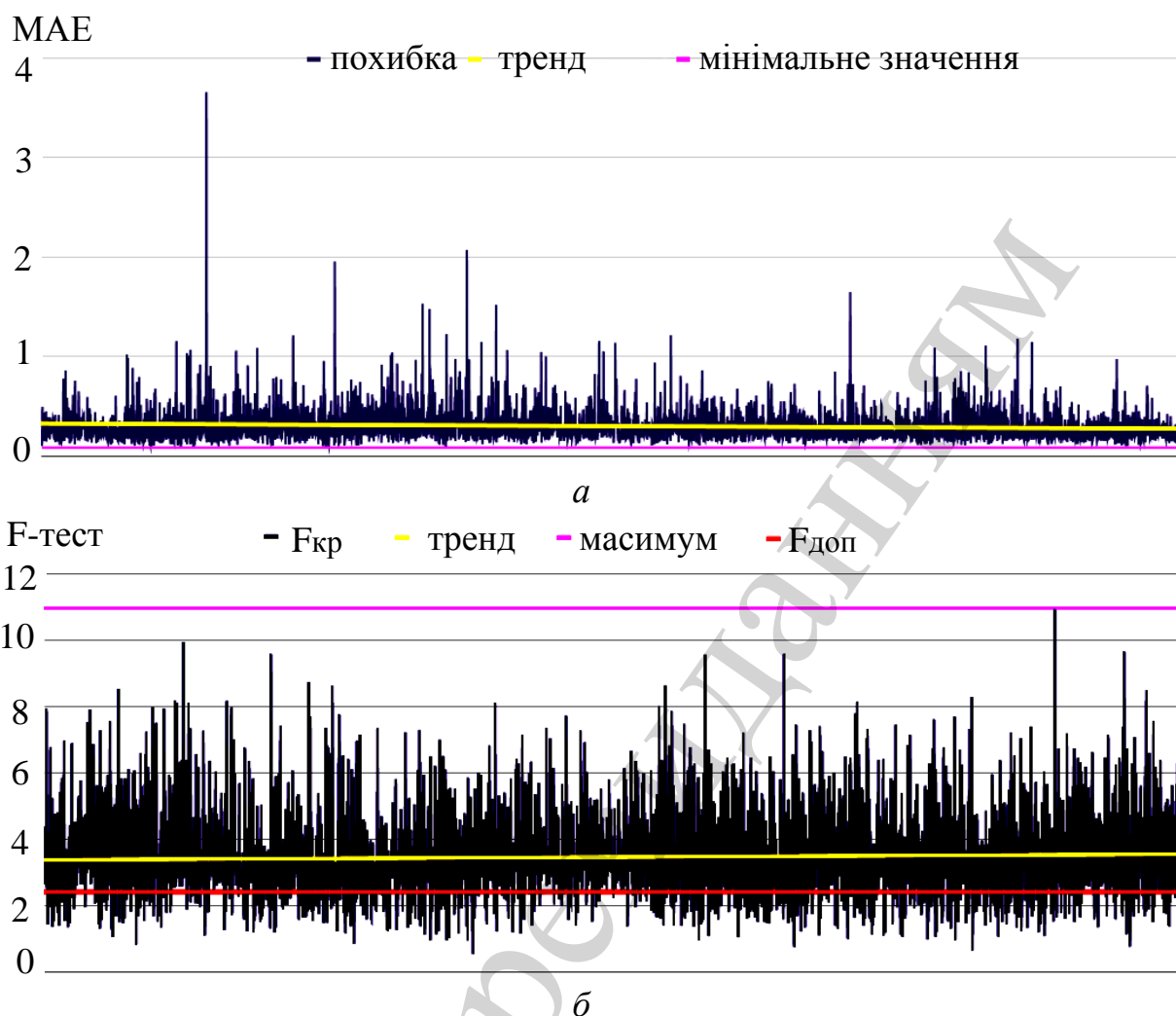
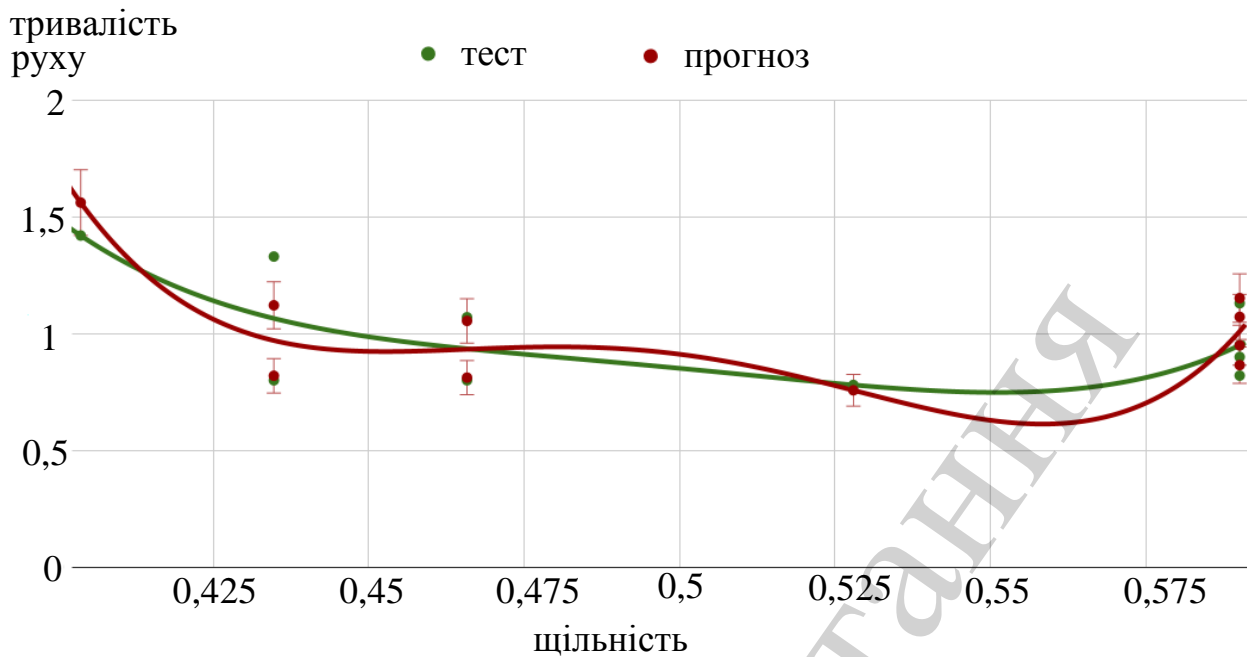
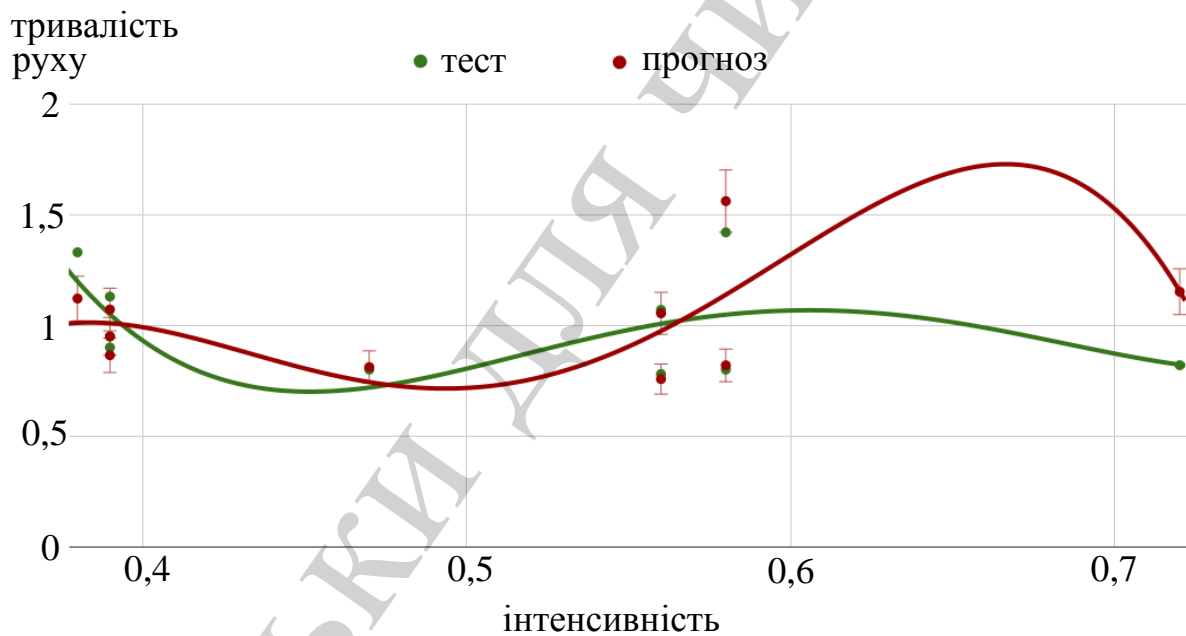


Рис.7. Результати перехресної перевірки: *a* – залежність середньої абсолютної похибки від кількості ітерацій перевірки; *б* – залежність критерію Фішера від кількості ітерацій перевірки

Відповідно до методу перехресної перевірки було знайдено структуру MLP з шістьма скритими шарами мережі з кількістю нейронів відповідно перший шар – 5 нейронів, другий – 10, третій – 5, четвертий – 5, п'ятий – 20, шостий – 20. У нейромережі використано сигмоїдну передатну функцію, як алгоритм настроювання використано метод зворотнього розповсюдження похибки [24]. На основі тестової вибірки в роботі було проведено прогнозування тривалості руху поїзда в парному напрямку руху на дільниці Основа – Люботин. Для даного прогнозу значення MAE склало 0,0845. Середнє відхилення не перевищує похибки у 4,43 хвилини, що є достатньо високою точністю для задач такого типу.



а



б

Рис. 8. Результати прогнозу тривалості руху вантажного поїзда дільницею Основа – Люботин у парному напрямку на основі MLP: а – залежності між інтенсивністю та тривалістю руху модельних та тестових значень; б – залежності між щільністю та тривалістю руху модельних та тестових значень

Для підтвердження стійкості отриманих результатів запропонований метод прогнозування був перевірений на даних роботи дільниці Основа – Люботин в зворотньому (непарному) напрямку. Виходячи з аналізу практики експлуатації дільниці, що досліджується, можна стверджувати, що рух поїздів на дільниці в зворотньому напрямку за експлуатаційними характеристиками принципово не відрізняється від парного напрямку. Це дозволяє в умовах обмежених обсягів



даних “грубо” перевірити навчену нейромережу. Однак для підвищення точності прогнозування ЕТА в зворотньому напрямку руху в подальших дослідженнях передбачається побудова окремої нейромережі на основі запропонованого методу. Отримані результати підтвердили достовірність побудованої нейромережі та можливість її застосування для проведення прогнозів такого типу.

## **8. Обговорення результатів застосування розробленої математичної моделі прогнозування очікуваного часу прибуття**

Отримані результати прогнозування ЕТА для вантажної відправки при слідуванні у вантажному поїзді залізничною дільницею на основі багатошарової нейронної мережі підтверджують ефективність даного методу. Недоліком класичних методів прогнозування, що були випробуванні до розв’язання поставленої задачі в даному дослідженні, є необхідність перебудови моделі для кожної дільниці. При застосуванні отриманої нейромережі для прогнозування ЕТА даний недолік відсутній. Нейромережева структура може бути легко навчена та масштабована для інших залізничних дільниць. Перевагою запропонованого методу є його можливість застосування в умовах обмеженої інформації про перевізний процес та облік зміни експлуатаційних умов на дільниці. Поєднання макрохарактеристик поїздопотоків на дільниці з індивідуальними параметрами поїзда дозволило підвищити точність прогнозу тривалості руху поїзда залізничною дільницею у порівнянні з запропонованим підходом у дослідженні [10].

Якість отриманих прогнозів навченої і перевіреної на точність та адекватність MLP може бути покращена з накопиченням історії руху відправок у складі вантажних поїздів.

Розроблений метод прогнозування є першим етапом досліджень в напрямку розробки системи прогнозування ЕТА для вантажної відправки на всьому маршруті прямування. Дослідження можуть бути корисні при створенні автоматизованої системи прогнозування ЕТА для залізничної системи зі змішаним рухом та відправленням вантажних поїздів без дотримання нормативного розкладу. Запропонований метод прогнозування потребує додаткової перевірки на інших дільницях залізничної мережі. Для комплексності вирішення поставленого завдання в подальших дослідженнях планується розробити математичну модель прогнозування тривалості знаходження вантажної відправки на технічних станціях.

## **9. Висновки**

1. Досліджено експлуатаційні умови слідування вантажного поїзда залізничною дільницею. Запропоновано для підвищення точності прогнозу тривалості руху поїзда дільницею врахувати крім загальних макрохарактеристик поїздотоку індивідуальні параметри вантажного поїзда. Для теоретичного обґрунтування прийнятих факторів, що впливають на загальну тривалість слідування поїзда дільницею, в роботі проведено кореляційний аналіз. Розраховані коефіцієнти Пірсона мають позитивну

кореляцію та є статистично значимі. Виявлені зв'язки факторів: інтенсивність руху, щільність руху поїздопотоків на дільниці, частка пасажирських поїздів в межах загального поїздопотоків, умовна довжина поїзда та його маса бруто на тривалість руху поїзда.

2. Для пошуку методу прогнозування тривалості руху вантажного поїзда через залізничну дільницю в роботі виконано порівняння декількох методів регресійного аналізу: лінійна регресійна модель, регресійна модель на основі нейронної мережі; гребнева регресійна модель; баєсова гребнева регресійна модель. За критеріями порівняння – середня абсолютна похибка (MAE), значення коефіцієнту детермінації  $R^2$  та F-критерієм Фішера, найприйнятнішим методом вибрано регресійну модель на основі штучної нейронної мережі – Multi-layer Perceptrons, MLP з методом навчання з вчителем.

3. Для підвищення точності прогнозування в роботі формалізовано математичну модель на основі проектування архітектури штучної нейронної мережі. Для пошуку структури MLP застосовано метод перехресної перевірки (англ., cross-validation), який передбачає оцінювання достовірності математичної моделі за критерієм точності – MAE та адекватності – F-тестом. Знайдено структуру нейромережі, яка складається з п'ятьох скритих шарів. Експериментальні дослідження щодо навчання даної нейромережі проводились на історичних даних руху поїздів залізничною дільницею Основа-Люботин.

4. Для проведення перевірки розробленої математичної моделі виконано прогнозування тривалості руху поїзда в парному напрямку руху на дільниці Основа-Люботин на основі тестової вибірки. Для даного прогнозу значення MAE склало 0,0845. Середнє відхилення не перевищує похибки у 4,43 хвилини, що є достатньо високою точністю для задач такого типу. Адекватність отриманих результатів прогнозування перевірена за критерієм Фішера. Отримані результати підтвердили достовірність побудованої нейромережі та можливість застосування розробленого методу для проведення прогнозів ЕТА для вантажної відправки при слідуванні у вантажному поїзді залізничною дільницею.

## Література

1. Improvement of the technology of accelerated passage of low-capacity car traffic on the basis of scheduling of grouped trains of operational purpose / Prokhorchenko A., Parkhomenko L., Kyman A., Matsiuk V., Stepanova J. // *Procedia Computer Science*. 2019. Vol. 149. P. 86–94. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.111>
2. Lomotko D. V., Alyoshinsky E. S., Zambrybor G. G. Methodological Aspect of the Logistics Technologies Formation in Reforming Processes on the Railways // *Transportation Research Procedia*. 2016. Vol. 14. P. 2762–2766. doi: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.05.482>
3. Cameron M., Brown A. Intelligent transportation system Mayday becomes a reality // *Proceedings of the IEEE 1995 National Aerospace and Electronics Conference. NAECON 1995*. 1995. doi: <https://doi.org/10.1109/naecon.1995.521962>
4. Chien S. I.-J., Ding Y., Wei C. Dynamic Bus Arrival Time Prediction with

Artificial Neural Networks // Journal of Transportation Engineering. 2002. Vol. 128, Issue 5. P. 429–438. doi: [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2002\)128:5\(429\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2002)128:5(429))

5. Ayhan S., Costas P., Samet H. Predicting Estimated Time of Arrival for Commercial Flights // Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining – KDD '18. 2018. doi: <https://doi.org/10.1145/3219819.3219874>

6. Wang Z., Liang M., Delahaye D. A hybrid machine learning model for short-term estimated time of arrival prediction in terminal manoeuvring area // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2018. Vol. 95. P. 280–294. doi: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.07.019>

7. Вернигора Р. В., Єльнікова Л. О. Дослідження ефективності використання нейронних мереж при прогнозуванні прибуття поїздів на технічні станції // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. 2015. Т. 3, № 3 (75). С. 23–27. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2015.42402>

8. Лаврухін О. В. Формування підходів щодо реалізації системи підтримки прийняття рішень оперативного управління поїздопотоками з розподіленим штучним інтелектом // Збірник наукових праць Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна. Транспортні системи та технології перевезень. 2014. № 8. С. 88–99. doi: <https://doi.org/10.15802/tstt2014/38095>

9. Бардась О. О. Удосконалення інтелектуальних технологій виконання поїзної роботи на сортувальних станціях // Збірник наукових праць Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна. Транспортні системи та технології перевезень. 2016. № 11. С. 9–15. doi: <https://doi.org/10.15802/tstt2016/76818>

10. Моделювання сценаріїв переміщення вантажів у ланцюгах доставки / Кириченко Г. І., Стрелко О. Г., Бердниченко Ю. А., Петриковець О. В., Кириченко О. А. // Збірник наукових праць Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна. Транспортні системи та технології перевезень. 2016. № 12. С. 32–37. doi: <https://doi.org/10.15802/tstt2016/85882>

11. On the Data-Driven Prediction of Arrival Times for Freight Trains on U.S. Railroads / Barbour W., Samal C., Kuppa S., Dubey A., Work D. B. // 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). 2018. doi: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569406>

12. Martin L. J. W. Predictive Reasoning and Machine Learning for the Enhancement of Reliability in Railway Systems // Reliability, Safety, and Security of Railway Systems. Modelling, Analysis, Verification, and Certification. 2016. P. 178–188. doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-33951-1\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-33951-1_13)

13. Chen Y., Rilett L. R. Train Data Collection and Arrival Time Prediction System for Highway–Rail Grade Crossings // Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. 2017. Vol. 2608, Issue 1. P. 36–45. doi: <https://doi.org/10.3141/2608-05>

14. New method to estimate local and system-wide effects of level rail crossings on network traffic flow / Nguyen-Phuoc D. Q., Currie G., De Gruyter C.,

Young W. // Journal of Transport Geography. 2017. Vol. 60. P. 89–97. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.02.012>

15. Rail Car Asset Management F-MAN IST-2000-29542 Deliverable D16: Final report. URL: [https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20060411\\_172123\\_25402\\_F-MAN%20Final%20Report.pdf](https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20060411_172123_25402_F-MAN%20Final%20Report.pdf)

16. Estimated time of arrival. ETA programme. URL: <http://www.rne.eu/tm-tpm/estimated-time-of-arrival>

17. But'ko T., Prokhorchenko A. Investigation into Train Flow System on Ukraine's Railways with Methods of Complex Network Analysis // American Journal of Industrial Engineering. 2013. Vol. 1, Issue 3. P. 41–45.

18. Левин Д. Ю. Оптимизация потоков поездов. М.: Транспорт, 1988. 175 с.

19. Intelligent Locomotive Decision Support System Structure Development and Operation Quality Assessment / Gorobchenko O., Fomin O., Gritsuk I., Saravas V., Grytsuk Y., Bulgakov M. et. al. // 2018 IEEE 3rd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS). 2018. doi: <https://doi.org/10.1109/ieps.2018.8559487>

20. Інструкція зі складання графіка руху поїздів на залізницях України: затв. наказом Укрзалізниці від 5 квітня 2002 р. № 170-Ц. Київ: Транспорт України, 2002. 164 с.

21. Greenberg H. An Analysis of Traffic Flow // Operational Research. 1959. Vol. 7, Issue 1. P. 79–85.

22. Spanos A. Probability Theory and Statistical Inference: Econometric Modeling with Observational Data. Cambridge University Press, 1999. doi: <https://doi.org/10.1017/cbo9780511754081>

23. Raschka S. Python Machine Learning. Packt Publishing, 2015. 454 p.

24. Adaptive Sliding Mode Neural Network Control for Nonlinear Systems / Y. Li, J. Zhang, Q. Wu (Eds.). Academic Press, 2019. 186 p. doi: <https://doi.org/10.1016/c2017-0-02242-5>

25. Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning internal representations by error propagation // Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition. Vol. 1. MIT Press Cambridge, 1986. P. 318–362.