

УДК 004.4

*Білотіл Я.О., магістрант,  
Чижмотря О.В., ст. викладач  
Державний університет «Житомирська політехніка»*

## **ГІБРИДИЗАЦІЯ МЕТОДІВ АНСАМБЛЕВОГО НАВЧАННЯ ТА РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОСТРУКТУР У ЗАДАЧАХ МІНІМІЗАЦІЇ ЧАСОВИХ ВІДХИЛЕНЬ**

Математичне забезпечення інтелектуальних систем прогнозування нового покоління виходить за межі класичного регресійного аналізу та методів екстраполяції, які демонструють низьку ефективність у задачах із високою розмірністю та значним рівнем «шуму» вхідних даних [1]. Для розв'язання задачі предиктивної оптимізації рейсів у межах інтелектуальної системи доцільно застосовувати гібридний підхід, що поєднує ансамблеві методи навчання та архітектури глибинного навчання. Зокрема, використання алгоритмів градієнтного бустингу на деревах рішень, таких як XGBoost, дозволяє ітеративно мінімізувати середньоквадратичну помилку прогнозу (RMSE) шляхом побудови послідовності слабких учнів, кожен з яких коригує помилки попереднього [2]. Такий підхід забезпечує високу точність при роботі з табличними даними, що містять інформацію про категорію доріг, погодні умови та часові мітки [1].

Проте специфіка транспортної логістики, де дані про рух вантажу є послідовними часовими рядами, вимагає врахування довгострокових залежностей та інерційності процесів. Для вирішення цієї проблеми у наукових публікаціях пропонується впровадження рекурентних нейронних мереж з архітектурою LSTM (Long Short-Term Memory) [3]. LSTM-мережі володіють специфічним математичним механізмом «вентилів» (gates), що дозволяє моделі вибірково зберігати інформацію про стан трафіку та затримки на попередніх етапах маршруту, екстраполюючи цей досвід на майбутні відрізки шляху [1]. Для коректної роботи нейронних структур необхідно проводити нормалізацію та масштабування ознак (Min-Max Scaling або Standard Scaling), що дозволяє збалансувати вплив параметрів з різними одиницями вимірювання [1]. Це критично важливо для виявлення прихованих закономірностей, таких як циклічні затори або періодична зміна пропускну здатності логістичних вузлів [3].

Задача оптимізації часу доставки вантажу в такому математичному контексті формулюється як мінімізація функціоналу часових втрат у багатовимірному просторі станів [2]. Математична модель повинна оперувати векторами ознак, що включають не лише координати, а й

динамічні параметри: зміну швидкості на попередніх сегментах, імовірнісні оцінки простою на терміналах та специфічні графіки роботи інфраструктурних об'єктів. Глибокий аналіз вхідних параметрів дозволяє моделі враховувати «вагу» кожного чинника, адаптуючи прогноз до конкретного дня тижня або часу доби, що мінімізує вплив людського фактора на етапі планування [1]. Гібридизація бустингових моделей, що добре працюють зі статичними ознаками, та LSTM-мереж, орієнтованих на динаміку, дозволяє досягти точності прогнозування ETA на рівні 95%, що є фундаментом для предиктивного логістичного менеджменту [3].

Окрему увагу в математичному обґрунтуванні слід приділити методам регуляризації гібридної моделі для запобігання ефекту перенавчання (overfitting). Оскільки логістичні дані часто містять аномальні викиди (наприклад, аварійні перекриття доріг або стихійні явища), застосування функцій втрат L1 та L2 регуляризації в алгоритмах XGBoost дозволяє підвищити узагальнюючу здатність системи [2]. Також у наукових джерелах рекомендується впровадження технології Dropout для LSTM-шарів, що забезпечує стабільність прогнозу при зміні зовнішніх факторів, які не були представлені у початковій навчальній вибірці [3].

Важливим етапом математичного обґрунтування є вибір метрик адекватності побудованих моделей. Окрім стандартного показника RMSE, у фаховій літературі рекомендується застосування метрики MAPE, яка оцінює відносну похибку прогнозу [2]. Використання крос-валідації на часових рядах забезпечує перевірку стійкості моделі до структурних зсувів у даних, викликаних сезонними коливаннями [3]. Такий підхід гарантує високу прогностичну здатність системи у широкому діапазоні сценаріїв [1].

#### **Список використаних джерел:**

1. Кузькін О.Ф. Методи машинного навчання у задачах прогнозування динамічних процесів. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2020. № 2. С. 104-115. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-2-11>
2. Пасічник В. В. Математичне моделювання та інтелектуальні системи в транспортних мережах : монографія. Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2019. 284 с.
3. Савченко К. М., Дрозд О. В. Використання глибинного навчання для прогнозування часових рядів у логістичних ланцюгах. *Науковий вісник ЖДТУ. Серія: Технічні науки*. 2021. № 1 (87). С. 42–51. URL: [https://nbuv.gov.ua/UJRN/Nponat\\_2021\\_1\\_8](https://nbuv.gov.ua/UJRN/Nponat_2021_1_8)