

УДК 004.8:656.07

Р. Глов'як; Л. Матійчук, д. е. н., професор

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

АЛГОРИТМІЧНІ ПІДХОДИ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕРМІНУ ДОСТАВКИ У SMART LOGISTICS

UDC 004.8:656.07

R. Glowiak; L. Matiichuk, Dr., Prof.

ALGORITHMIC APPROACHES TO DELIVERY TIME FORECASTING IN SMART LOGISTICS

Ключові слова: машинне навчання; прогнозування дати доставки; логістичні системи; Smart Logistics; ETA.

Keywords: machine learning; delivery date prediction; logistics systems; Smart Logistics; ETA.

Застосування машинного навчання для прогнозування дати доставки посилок у логістичних системах ґрунтується на використанні великих масивів даних, що включають історичні записи про транспортування, часові затримки, сезонні коливання та зовнішні чинники. Завдяки здатності алгоритмів виявляти приховані закономірності та багатofакторні залежності, формується більш точна модель оцінки часу прибуття, яка перевищує можливості традиційних статистичних методів. Це створює основу для підвищення надійності та прозорості сервісів доставки.

Сучасні архітектури глибокого навчання, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM) та трансформери, забезпечують моделювання часових залежностей і дозволяють враховувати динамічні зміни у процесі транспортування. Їх застосування дає змогу створювати системи прогнозування ETA (Estimated Time of Arrival), що оновлюються у реальному часі та враховують оперативні параметри – від завантаженості складів до стану транспортних маршрутів. Це підвищує точність прогнозів і забезпечує інтеграцію результатів у клієнтські інтерфейси.

З практичної перспективи, впровадження машинного навчання у Smart Logistics сприяє оптимізації використання ресурсів, зниженню витрат та формуванню стратегічної аналітики. Система здатна передбачати пікові навантаження, прогнозувати ризики затримок і пропонувати альтернативні маршрути, що забезпечує гнучкість управління та підвищення ефективності. Таким чином, машинне навчання виступає ключовим інструментом у розвитку інтелектуальної логістичної екосистеми, яка поєднує точність прогнозування з адаптивністю операційних процесів.

Формалізація задачі прогнозування терміну доставки подано у вигляді:

$$delivery_days = f(X) = actual_delivery_date - ship_date$$

де: X – вектор вхідних ознак, що характеризують відправлення, перевізника, географію доставки та зовнішні умови.

Вектор ознак включає параметри, що описують характеристики відправлення, вибраного перевізника, географічні особливості маршруту та зовнішні умови, такі як сезонні коливання чи погодні фактори. Така постановка задачі дозволяє застосовувати методи машинного навчання для побудови моделі, здатної відображати складні багатofакторні залежності та забезпечувати високу точність прогнозів.

Застосування цієї функціональної моделі у логістичних системах створює основу для розробки алгоритмів, які можуть адаптивно оновлювати прогнозовану дату доставки у реальному часі. Це забезпечує інтеграцію результатів у клієнтські інтерфейси, підвищує прозорість процесів та сприяє оптимізації управління ресурсами. Таким чином, формалізація у вигляді не лише структурує задачу, але й відкриває можливості для використання сучасних

нейронних архітектур, здатних враховувати часові залежності та динамічні зміни у логістичному середовищі.

Впровадження алгоритмів машинного навчання (Machine Learning, ML) дозволяє суттєво підвищити точність прогнозування ETA (Estimated Time of Arrival) на основі аналізу історичних даних та множини контекстуальних факторів. Дослідження пропонує підхід до побудови ML-системи прогнозування дати доставки з очікуваною точністю понад 95%.

Для побудови релевантної моделі використовується 6 груп ознак, що комплексно характеризують кожне відправлення:

Група ознак	Приклади	Обґрунтування
CARRIER	carrier_id, carrier_type, historical_SLA, avg_delivery_time, reliability_score	Різні перевізники мають різну швидкість та надійність доставки
GEOGRAPHY	country, region, city_tier, distance_km, urban_rural, zip_code	Доставка у віддалені райони та сільську місцевість займає більше часу
TEMPORAL	day_of_week, month, is_holiday, is_peak_season, days_to_holiday	Сезонність та святкові періоди суттєво впливають на терміни
EXTERNAL	weather_condition, temperature, precipitation, road_conditions	Погодні умови та стан доріг впливають на логістику
PACKAGE	weight, dimensions, delivery_type (PUDO/HD), is_fragile, is_cod	Габарити та тип доставки визначають маршрут
OPERATIONAL	warehouse_load, carrier_capacity, current_backlog, route_efficiency	Операційне навантаження складів та перевізників