

А. А. Кашканов
О. В. Пальчевський

ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ УПРАВЛІННЯ ДОРОЖНІМ РУХОМ ЯК ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТРАНСПОРТНОЇ МЕРЕЖІ МІСТА В НЕОРДИНАРНИХ СИТУАЦІЯХ

Вінницький національний технічний університет

Проведено оцінку сучасних тенденцій розвитку інтелектуальних систем управління дорожнім рухом та їхня ролі у забезпеченні ефективності функціонування транспортних мереж. Визначено процеси впровадження технологій із розширення потоку оброблюваних даних в існуючі інтелектуальні транспортні системи (ІТС), які забезпечують збільшення швидкості передачі інформації в них. Наведено класифікацію інформаційних джерел, які стають доступними при переході ІТС на стандарт 5G та забезпечують основу для реалізації технологій уникнення неординарних ситуацій в транспортних мережах.

Існуючі методи підвищення ефективності транспортної мережі міста націлені в основному на забезпечення здатності ІТС до прогнозування транспортних потоків. До них належать статистичні і нелінійні методи, методи на основі моделювання, методи штучного інтелекту та комбіновані методи. Реалізація цих методів досягається завдяки збільшенню інформаційного потоку, що надходить з системи. Проведене порівняння цих методів виявило, що вони загалом можуть із високою точністю здійснювати прогнозування, однак незалежно від обраного еталону, частина з них вже перебуває на вершині свого потенціалу в плані застосування в ІТС, а решті ще є куди розвиватись.

Придатність методу прогнозування для роботи в умовах реального часу є суттєвою перевагою в забезпеченні ефективного керування транспортними потоками, дозволяє підвищити стійкість транспортної мережі й ефективність ІТС та позитивно впливає на рівень заторів, дорожньої безпеки та екологічного впливу на навколишнє середовище. Найбільш перспективними в плані швидкого та гнучкого вирішення неординарної ситуації є моделі із застосуванням штучного інтелекту або комбінації із ними, засновані на алгоритмах глибокого навчання, які довели свою важливість у передбаченні результатів, прийнятті рішень щодо прогнозів тривалості транспортного потоку та забезпеченні усунення та уникнення заторів на основі пропуску транспортних засобів через перехрестя в залежності від довжини та зміни тривалості сигналів світлофора.

Ключові слова: інтелектуальні транспортні системи, транспортні мережі, прогнозування трафіку, управління дорожнім рухом, інформаційні потоки, неординарні ситуації.

Вступ

Затори на дорогах є проблемою сучасного світу, особливо в великих містах, в яких економічний рівень населення постійно зростає. За оцінками Європейської комісії, щорічні витрати, пов'язані із заторами, становлять близько 100 мільярдів євро [1]. Затори збільшують небезпечність руху та забрудненість атмосфери, знижують комфортність умов перевезень. Вирішення цього питання шляхом розширення транспортної інфраструктури міста може бути дуже неефективним і трудомістким [2].

В наш час для усунення заторів широко застосовують ІТС. Вони дозволяють підвищити ефективність транспортного руху та його безпеку, мінімізувати негативний вплив транспорту на навколишнє середовище, зменшити кількість дорожньо-транспортних пригод (ДТП), а також є корисними при плануванні нових доріг чи районів [3, 4].

В реальних умовах роботи ІТС можуть виникати нетипові (неординарні) ситуації, які неможливо передбачити або належним чином компенсувати протягом короткого періоду часу. В результаті це призводить до ускладнення чи зупинки руху. Як приклад, одним із таких чинників, що може спричинити втрати контролю над управлінням транспортною системою, є поведінка окремих учасників руху при груповому русі автомобілів, яка ускладнює прогнозування подальшого руху усього транспортного потоку та слугує джерелом інших потенційних ускладнень. Так, за даними дослідження [5], в якому було здійснено оцінку впливу швидкісного режиму і метричних інтервалів між автомобілями (параметрів групового потоку) на безпеку руху, визначено, що 40% транспортних засобів, які рухаються у групах, порушують правила дорожнього руху та перевищують дозволenu швидкість. При подальшому експериментальному дослідженні параметрів руху груп транспортних засобів в транспортній мережі встановлено, що при швидкості 40 км/год спостерігаються автомобілі, які порушують необхідну дистанцію безпеки, і зі зростанням швидкості руху порушників стає дедалі

більше. Це потенційно небезпечна ситуація, яка може призвести до виникнення ДТП. Результати дослідження [5] корелюють з даними департаменту патрульної поліції України, в яких зазначено, що недотримання безпечної дистанції є однією з основних причин виникнення ДТП у 2021 році [6].

Потенційні наслідки нетипових ситуацій для транспортної системи можна зменшити за допомогою активних рішень, здатних забезпечити хоча б орієнтовне передбачення майбутніх умов дорожнього руху та запровадити процедури управління дорожнім рухом, які зменшують ризик заторів. Традиційні ІТС не здатні якісно аналізувати нетипові ситуації внаслідок відсутності необхідного оснащення у вигляді спеціальних алгоритмів чи систем обчислення та обмеженості інформаційного потоку, що надходить в режимі реального часу. Тобто існує необхідність модернізації інтелектуальних транспортних систем щодо новітніх вимог.

Мета роботи полягає в узагальненні та пошуку шляхів розвитку існуючих підходів щодо модернізації типових ІТС, якими вже оснащені транспортні системи деяких міст України, або ж створення нових систем, здатних забезпечити необхідний рівень ефективності функціонування транспортної мережі міста в неординарних ситуаціях.

Результати дослідження

Світовий досвід показує, що однією із найважливіших цілей забезпечення подальшого розвитку ІТС є розширення потоку оброблюваних даних. Саме тому у містах, обладнаних сучасними мережами зв'язку 5G, вже тривають спроби розширити інформаційний потік, включивши у телеметрію максимальну кількість даних від окремих учасників руху [7]. Перенесення каналів зв'язку ІТС на мережу 5G дозволяє одночасно обслуговувати значно більшу кількість користувачів, оскільки такі мережі забезпечують швидкість передачі даних до 10 Гбіт/с при затримках менших за 1 мс. В результаті чого з'являється можливість забезпечення багатоцільового обміну інформацією між учасниками руху (рис. 1), візуалізації мережі, виконання хмарних обчислень, використання нових методів обробки сигналів тощо.

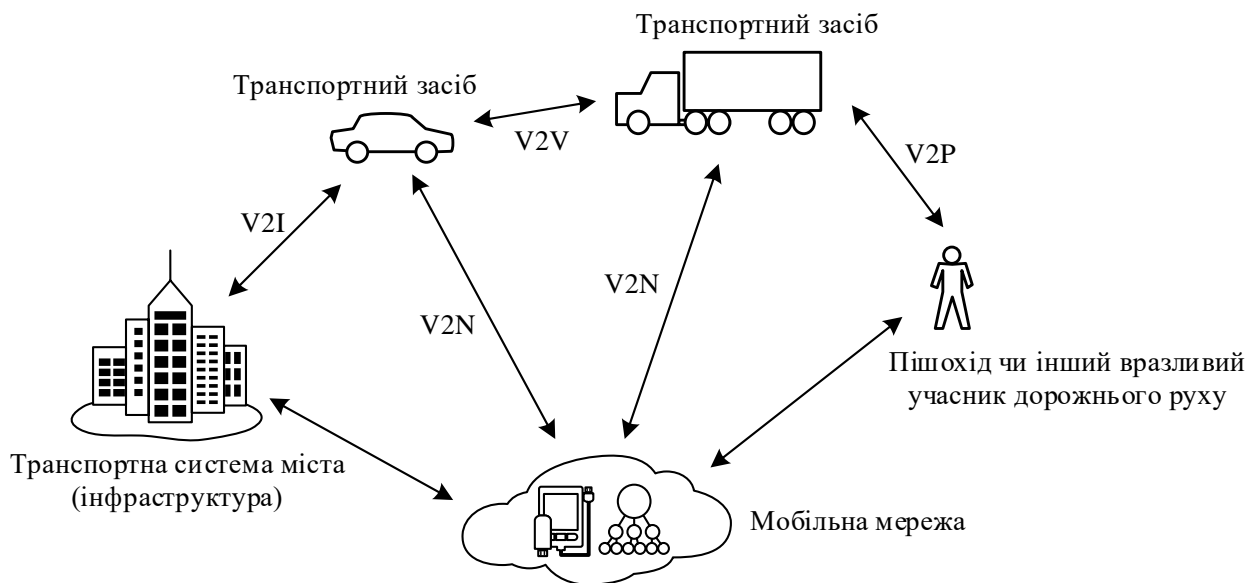


Рис. 1. Види комунікацій в ІТС

На протигагу традиційним підходам, сучасним ІТС під силу оцінити рух кожного учасника транспортного потоку в режимі реального часу, тим самим здійснювати його прогнозування. Проте щоб здійснювати таке прогнозування потрібно забезпечувати систему значним потоком даних щосекунди. Усі доступні джерела даних, які інформують систему, можна умовно поділити на [8]:

1. Придорожні датчики. Датчики, розташовані в межах доріг, найбільш поширене джерело даних в ІТС. Але точність даних, отриманих за допомогою таких датчиків, варіюється в залежності від їхнього розташування та погодних умов.

2. Датчики в автомобілях. Деякі комерційні транспортні засоби обладнані датчиками визначення положення, що фіксують їхню локацію.

3. Кооперативні датчики. Угрупування автономних сенсорних блоків, що постійно збирає інформацію різного роду, в залежності від цілі застосування.

4. Джерела статичних даних. До них відносяться загальновідомі постійні дані. До них можна віднести розклад руху громадського транспорту, розташування зупинок тощо.

5. Зовнішні джерела даних. Це такі джерела даних, що не пов'язані безпосередньо з транспортною системою, проте помітно впливають на неї. До таких відносяться погодні умови, свята, спортивні події тощо.

У випадку наявності достатньої кількості даних для адекватної оцінки намірів учасників руху, ІТС має містити в собі спеціальну модель або їхню комбінацію для здійснення прогнозування [9, 10]. Зокрема в ІТС методи, які знайшли застосування в побудові моделей прогнозування трафіку, поділяються на такі:

1. Статистичні методи. Традиційна статистика, фільтри Калмана, економетричні методи, моделі часових рядів, авторегресійні моделі та баєсова лінійна регресія – те, на чому базується робота більшості ІТС.

2. Нелінійні методи. Теорія мутацій, теорія вейвлетів і теорія хаосу – ці нелінійні теорії можна застосовувати для створення моделей прогнозування потоків транспорту, спираючись на нелінійні характеристики часових рядів потоків транспорту.

3. Методи на основі моделювання. Транспортна мережа, пропускна здатність доріг, швидкість транспортних засобів, їхня класифікація, завантаженість та подібні показники транспортних потоків описуються за допомогою алгоритмів та інших відповідних моделей.

4. Методи штучного інтелекту. Темпи розвитку машинного навчання та інших подібних методів у таксономії штучного інтелекту дозволяють застосовувати нові підходи в обробці даних, які здатні на більш швидке та точне прогнозування транспортного потоку.

5. Комбіновані методи. Дозволяють досягти результату із врахуванням багатьох факторів, використовуючи усі переваги попередніх методів прогнозування транспортного потоку.

Прикладом, що описує підхід, який базується на використанні статистичних методів, а саме Баєсової лінійної регресії, є робота [11]. Вона націлена на розпізнавання варіативного складу транспортного потоку та прогнозування його подальшого руху. Для його практичної реалізації, загалом, є необхідним застосування приладів відеоспостереження. Обчислення ж, пов'язані з виявленням транспортних засобів, не є великими та трудомісткими, тому метод підходить для роботи в режимі реального часу. До того ж система розпізнавання транспортних засобів доволі стійка до оклюзії, шуму та умов навколишнього освітлення. Зазначається, що метод дозволяє охоплювати транспортну мережу в цілому, тобто затори на одній ланці обов'язково вплинуть на потік трафіку на прилеглих ланках. Для опису стану руху в ній використовується прихована Марківська модель [12], яка чудово підходить для вирішення проблеми в реальному часі, оскільки рух розвивається за динамічними умовами. На думку авторів метод є надійним і точним у прогнозуванні трафіку, та працює за будь-яких погодних умов, а також незалежно від часу доби.

У роботі [13] представлено схему моніторингу дорожнього руху, яка використовує обчислювальний легкий алгоритм для класифікації стану дороги та глибинну мережу переконань (DBN) для прогнозування стану дороги після певної затримки, оскільки умови руху не змінюються миттєво. DBN добре працює з системами, які розвиваються з часом і мають випадковий характер. Також представлено розподілену мережеву камерну схему моніторингу та прогнозування дорожнього руху з використанням DBN, яка забезпечує достатньо гарну точність. Запропонований підхід є легким і надійним при обчислюванні, що може дати хороші результати для змінного освітлення та погодних умов. Таким чином, він підходить для систем у режимі реального часу. Автори зазначають, що алгоритм був ретельно протестований у різних мережах за допомогою симулятора студії Synchro. Одержаний рівень точності на відео в реальному часі становить 89 % та 96 % точності за допомогою симулятора студії Synchro. Також було відзначено, що зі збільшенням складності мережі точність такого алгоритму знижується. У випадку застосування з простими мережами отримано середню точність на рівні 95 %, що дещо знизилась до 91 %, коли мережі стали складнішими.

Варто зазначити, що Баєсові мережі прогнозують змінні за допомогою розподілу ймовірностей [2]. Вони стійкі до інформаційного шуму та неповних наборів даних. Їхній головний недолік полягає в тому, що вони не можуть вивчити циклічні зв'язки між змінними, тобто зв'язки, де дві змінні впливають одна на одну одночасно.

Гарним прикладом застосування нелінійних методів у створенні ІТС є робота [14], яка базується на принципах теорії вейвлетів. В ній представлено метод на основі обчислення вейвлета уваги (WABC), який спрямований на допомогу розумінню важливості кожного фактора зовнішнього впливу, порівняно з іншими. Оскільки на трафік впливають кілька зовнішніх факторів, наприклад погода та аномалії (аварії, незаплановані перекриття доріг та ін.), розуміння зв'язку між трафіком і цими

факторами може ще більше покращити прогноз. Також у цьому дослідженні було застосовано інший метод, призначений для аналізу трафіку на основі погоди (WBTA), який використовується для дослідження часових кореляцій між потоком транспорту та зовнішніми погодними факторами з різними частотами та часовими інтервалами. Це є важливим тому, що коли на трафік впливають зовнішні фактори, зокрема погода, це суттєво ускладнює прогнозування. У разі сильного дощу, наприклад, пішоходи поспішають до місця призначення, що може спричинити проблеми з рухом, особливо на дорогах поблизу ресторанів і визначних туристичних пам'яток. З іншого боку, водії, як правило, рухаються повільніше під час сильного дощу, оскільки видимість стає низькою, а дороги стають слизькими. Це також може вплинути на стабільність транспортного потоку, окрім підвищення ймовірності виникнення більшої кількості аварій. За даними дослідження [15] було визначено вплив опадів на дані про дорожній рух, які було зібрано на шосе провінції Хайнань, Китай. За результатами дослідження з'ясовано, що показник максимальної швидкості потоку зменшується на 15,7 %, 19,1 %, 32,5 %, якщо порівнювати із нормальною погодою, для слабкого, помірного та сильного дощу відповідно. Цей метод може працювати із п'ятьма факторами погоди (температура, швидкість вітру, дощ, видимість і вологість), які аналізуються, зважуються та поєднуються один з одним у якості одного допоміжного каналу для підвищення точності прогнозування дорожнього руху. Запропонована авторами модель є залежною від вейвлет-аналізу (DWT) для визначення взаємодії між транспортом та іншими зовнішніми факторами, які було згадано раніше. Потім за допомогою WBTA розраховуються важливі характеристики для взаємозв'язку між трафіком та кожним зовнішнім фактором, і порівнюються між собою, щоб отримати вагові коефіцієнти уваги, які описують важливість кожного зовнішнього фактору для трафіка. Ці реальні характеристики пізніше використовуються для визначення важливості (пріоритетності) кожного зовнішнього фактора порівняно з іншими, отримуючи число від нуля до одиниці, яке описує, скільки уваги слід приділяти зовнішньому фактору відносно інших. Аналіз вейвлет-перетворення (WT) використовується для розкладання часового ряду на його частотні спектри, які використовуються для обчислення взаємних змін у часовому ряді за допомогою перехресного вейвлет-перетворення. Важливі характеристики виділяються після порівняння з фоновим спектром, середнім перехресним вейвлет-спектром, з 95 % рівнем достовірності. Ці важливі функції використовуються для обчислення вхідних вагових значень, що показують яким чином кожен із зовнішніх факторів впливає на трафік. У результаті помилка передбачення значно зменшується порівняно з використанням лише часових рядів трафіку. Для застосування вейвлет-перетворення, основний вейвлет повинен бути обраний відповідно до застосованого процесу. В даному дослідженні безперервне вейвлет-перетворення (CWT) використовується для виділення характеристик часових рядів, і для цього було обрано вейвлет Морле, оскільки він забезпечує гарну локалізацію в часі та частоті, що наведено у рівнянні (1):

$$g_0(k) = \pi^{-\frac{1}{4}} e^{i w_0 k} e^{-\frac{k^2}{2}}, \quad (1)$$

де w_0 – безрозмірна частота, яка встановлена рівною $w_0 = 6$, для виконання умови допустимості.

Важливість цього методу стає більш очевидною у випадку, якщо використовувати дані, отримані з житлових районів, де вплив погоди на дорожній рух є ще інтенсивнішим, порівняно із автомагістралями. Між іншим, даний метод можна застосувати до будь-якої моделі прогнозування часових рядів із кількома входами, де очікуються кореляції між цими часовими рядами.

Робота [16], в основу якої покладено принципи моделювання, показує, що стан транспортного потоку має фрактальну складову (розділ нелінійної наукової теорії, який використовується для опису складності явищ хаосу, що ховаються за закономірністю) в певному часовому масштабі. Виходячи з цього, використанням фрактального методу для виявлення притаманної регулярності часових рядів транспортного потоку можна уникнути деяких труднощів аналізу факторів, що впливають на транспортний потік. В даній роботі запропоновано розроблений авторами алгоритм прогнозування стану міського транспортного руху на основі теорії фракталів, і в цьому алгоритмі розрахунок фрактальної розмірності базується на методі структурних функцій, а його конструкція враховує умови руху в різні часові інтервали шляхом передбачення наступних часових відрізків, прогнозовані значення яких формуються шляхом використання проміжного значення різниці між прогнозованим і фактичним значеннями часу. Було зазначено, що для прогнозування транспортних потоків у містах використовують метод максимуму та мінімуму (є одним із методів розрахунку коефіцієнта подібності з невеликим обчисленням, простим функціоналом, також методи максимуму та мінімуму підходять для розрахунку подібності між подібними наборами даних). Цей метод максимального та мінімального значень використовують для обчислення тижневої подібності між поточною послідовністю стану руху

та послідовністю стану руху найближчих сусідніх тижнів у той самий час доби. Тому в даній роботі методи максимального та мінімального значень використовують для обчислення тижневої подібності між поточною послідовністю стану руху та послідовністю стану руху m -х найближчих сусідніх тижнів з однаковими моментами часу, і m -ні найближчі сусідні тижні утворюють множину A . Їх можна виразити у вигляді рівнянь (2) і (3):

$$Rq_j = \frac{\sum_{i=0}^{\alpha-1} \min(q_{j(t-i\Delta t)}, q_{t-i\Delta t})}{\sum_{i=0}^{\alpha-1} \max(q_{j(t-i\Delta t)}, q_{t-i\Delta t})}, \quad (2)$$

$$Rv_j = \frac{\sum_{i=0}^{\alpha-1} \min(v_{j(t-i\Delta t)}, v_{t-i\Delta t})}{\sum_{i=0}^{\alpha-1} \max(v_{j(t-i\Delta t)}, v_{t-i\Delta t})}, \quad (3)$$

де $1 \leq j \leq m$, $0 \leq i \leq \alpha-1$; $q_{t-i\Delta t}$ – представляє потік транспорту в момент часу $t-i\Delta t$ поточної послідовності стану руху; $q_{j(t-i\Delta t)}$ – потік транспорту у момент часу $t-i\Delta t$ послідовності стану трафіку j -го тижня найближчого в множині A ; $v_{t-i\Delta t}$ – середня швидкість у момент часу $t-i\Delta t$ поточної послідовності стану дорожнього руху; $v_{j(t-i\Delta t)}$ – середня швидкість у момент часу $t-i\Delta t$ послідовності стану дорожнього руху j -го тижня найближчого в множині A ; Rq_j – подібність потоку трафіку між поточною послідовністю стану трафіку та послідовністю стану трафіку j -го тижня найближчого в множині A ; Rv_j – подібність середньої швидкості між поточною послідовністю стану руху та послідовністю стану руху j -го тижня найближчого в множині A , і всі послідовності стану руху мають однакові моменти часу.

Також авторами запропоновано гнучкий алгоритм комбінування стану міського руху. Він має такі переваги, як велика гнучкість обчислень, висока точність прогнозу та повне відображення даних про стан трафіку. За результатами експериментальних досліджень, було з'ясовано, що алгоритм здатний працювати зі складним нелінійним прогнозуванням транспортних потоків у містах із достатньою точністю та ефективністю. Однак, якщо прогнозований інтервал часу короткий і фрактальна характеристика неочевидна, це призводить до деяких труднощів у розрахунку фрактальної розмірності. Це ключовий момент у застосуванні теорії фракталів до прогнозування транспортних потоків.

В роботі [2] авторами було розглянуто більшість популярних моделей прогнозування транспортного руху, до яких входили статистичні, нелінійні методи, методи моделювання і штучного інтелекту, зокрема серед яких було 12 моделей, заснованих на принципах нейронних мереж та їх альтернатив. Дослідження демонструє, що точне прогнозування трафіку при звичайних умовах не означає, що система може точно передбачити трафік при утворенні заторів. Це стосується як системи, заснованої на принципах глибокої нейронної мережі, так і інших методик. Це підводить до розуміння того, що методи прогнозування також повинні бути оцінені в умовах перевантаження.

При наступному аналізі методик штучного інтелекту було з'ясовано, що застосування принципів просторово-часової еволюції трафіку, а не лише часової, забезпечує більшу точність прогнозування загалом та, зокрема, в умовах заторів. Дослідження також демонструє, що модель за принципом оцінки повторюваних помилок (eRCNN) перевершує моделі, які не використовують зворотний зв'язок про помилки як у нормальних умовах, так і в умовах перевантаженого трафіку. Зокрема, в дослідженні зазначено, що модель eRCNN є технікою глибокого навчання, яка на сьогоднішній день забезпечує найкращу точність прогнозування трафіку. Важливо також підкреслити, що можливість моделі eRCNN досягати кращої точності прогнозування відбувається за допомогою менш масштабних нейронних мереж, які додатково дозволяють отримувати результат при нижчих обчислювальних витратах. До того ж, нейронні мережі є непараметричними моделями, і до появи методів глибокого навчання, забезпечували найточніші прогнози трафіку. Однією з причин їхньої точності є їх універсальність і стійкість до шумів у даних. Оцінку методу було проведено з використанням даних зібраних за два роки з трьох різних ділянок шосе в Каліфорнії. Точність передбачення було оцінено як при звичайних умовах дорожнього руху, так і за наявності заторів. За результатами проведеної оцінки та порівняння серед методів іншого типу з'ясовано, що моделі глибокого навчання перевершують параметричні та

непараметричні моделі прогнозування трафіку, до яких належать дрібні чи неглибокі нейронні мережі. Однак, які б високі результати не отримала така методика, дослідження також демонструє, що моделі глибокого навчання, які можуть точно прогнозувати дорожній рух загалом, не достатньо точно прогнозують формування ускладнених умов дорожнього руху.

Комбінацію статистичного методу та методу на основі моделювання реалізовано у роботі [17], в якій можливість передбачення руху транспортного потоку базується на зборі даних за певний період часу та їх обробці, з подальшим визначенням взаємозв'язків одного часового проміжку з іншими. Для цього було застосовано дві параметричні моделі, що описують дані про рух важких транспортних засобів, які отримано за допомогою локального регресійного згладжування. За основу отримання статистичних даних прийнято підвид технології зважування у русі (WIM) – високошвидкісного зважування у русі (HS-WIM), що є процесом вимірювання динамічних зусиль на шинах транспортного засобу, який рухається, і оцінки відповідних навантажень на шини еквівалентного статичного транспортного засобу. Системи HS-WIM є корисними та непомітними інструментами організації дорожнього руху, які використовуються для безперервного вимірювання різних параметрів дорожнього руху без зупинки транспортних засобів, таким чином покращуючи ефективність моніторингу. Для цього в ході роботи було створено програмне забезпечення для обробки та аналізу даних про рух важких транспортних засобів, зібраних за допомогою системи високошвидкісного зважування у русі (HS-WIM), зі статистичної точки зору. Також авторами було проведено статистичну перевірку функцій підгонки отриманих моделей, яка показала достатньо точну підгонку обох функцій зі згладженими даними. Оцінку загальної продуктивності даних імітаційних моделей було здійснено за допомогою ряду показників відповідності. Кінцеві результати вказують на можливість отримання якісного прогнозу руху трафіку протягом обраного періоду часу. Найкраща запропонована функція підгонки даних відзначилася гарною точністю. Крім того, зареєстровані дані та прогнозовані моделі дуже добре узгоджуються для аналогічних періодів часу.

До недоліків цієї методики можна віднести відносно низьку швидкість реакції на зміну стану в транспортній системі, поверхнєве охоплення обсягу процесів у транспортному потоці та вузьку направленість цього методу, які можна віднести лише до конкретно обраного прикладу, а не самої ідеї комбінованої методики.

За результатами огляду вищезгаданих методів було проведено їх оцінку. Для оцінки та порівняння прийнято ряд показників, за якими сформовано порівняльну, виражену у балах від 1 до 10, таблицю 1. До цих показників належать: точність прогнозування методу, стійкість до інформаційних шумів та неточності даних, його універсальність до застосування, швидкість реагування на зміни у транспортній мережі, швидкість опрацювання даних, доцільність застосування на даний час та простота впровадження, через їхню нейтральність при оцінюванні.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця розглянутих методів

Показник	Метод				
	Статистичний метод	Нелінійний метод	Метод на основі моделювання	Метод штучного інтелекту	Комбінований метод
Точність прогнозування	8/10	8/10	8/10	9/10	7/10
Стійкість до інформаційних шумів та неточності даних	9/10	6/10	7/10	9/10	3/10
Універсальність методу	7/10	5/10	7/10	9/10	3/10
Швидкість реагування на зміни у транспортній мережі	8/10	6/10	8/10	8/10	4/10
Швидкість опрацювання даних	7/10	7/10	9/10	9/10	6/10
Доцільність застосування на даний час	7/10	7/10	7/10	9/10	4/10
Простота впровадження	7/10	8/10	7/10	6/10	5/10
Σ	53	47	53	59	32

Як видно із порівняльної таблиці, серед множини моделей, побудованих на основі вищеперахованих методів, найбільш перспективними в плані швидкого та гнучкого вирішення неординарної ситуації є моделі із застосуванням штучного інтелекту або комбінації з ними. Зокрема, в ході аналізу досліджень, заснованих на алгоритмі глибокого навчання [1, 18–20], неодноразово зазначалось, що методи глибокого навчання успішно прогнозують часові ряди в різних областях. Наприклад, в роботі [21] було використано комплекс глибинних мереж переконань для прогнозування

еволюції диференціального рівняння Маккі-Гласа та попиту на електроенергію. А в роботі [20], в якій йдеться про передбачення потоків трафіку в умовах інтелектуальної транспортної системи з використанням алгоритмів глибокого навчання, було зазначено, що ці алгоритми продемонстрували свою дієвість у передбаченні результатів, прийнятті рішень щодо прогнозів тривалості транспортного потоку та забезпеченні усунення та уникнення заторів, зокрема на основі пропуску транспортних засобів через перехрестя, в залежності від довжини та зміни тривалості сигналів світлофора. Справа в тому, що стандартне адаптивне управління сигналами світлофора, за словами авторів, не може належним чином впоратися з таким скупченням учасників руху. Разом із тим, в роботах [22], [23] для прогнозування часових рядів була запропонована довга короткострокова нейронна мережа з рекурентною пам'яттю (LSTM RNN). В [22] автори використовують LSTM RNN для прогнозування температури поверхні моря, а в [23] для прогнозування еволюції видобутку нафти. Саме такі підходи до проблеми є вирішальними при усуненні складних неординарних ситуацій (рис. 2), адже вони можуть відхилятися від заданих сценаріїв дій.

Як зазначено на схемі (див. рис. 2), вже ідентифіковані дані, разом із необробленими, складають первинну базу даних. Ця база даних засвоюється та аналізується алгоритмом глибокого навчання, за результатами чого утворюється кінцева модель, яка дозволяє ідентифікувати та розрізнити більш різноманітну інформацію у більшому обсязі. У випадку неможливості коректної обробки частини даних – процес повторюють, але вже за участю експериментальної бази даних, у разі можливості вносять зміни до моделі.

Реалізація такої системи є доволі складною саме через необхідність підготовки алгоритмів глибокого навчання. Вона базується на методі спроб та помилок, і є протилежною традиційним методам, які включають в себе інструкції кодування, залежні від операторів рішень. Як і будь-яка система, що працює із даними, система заснована на алгоритмі глибокого навчання працює у декілька етапів – збір даних, обробка даних та прийняття рішень.

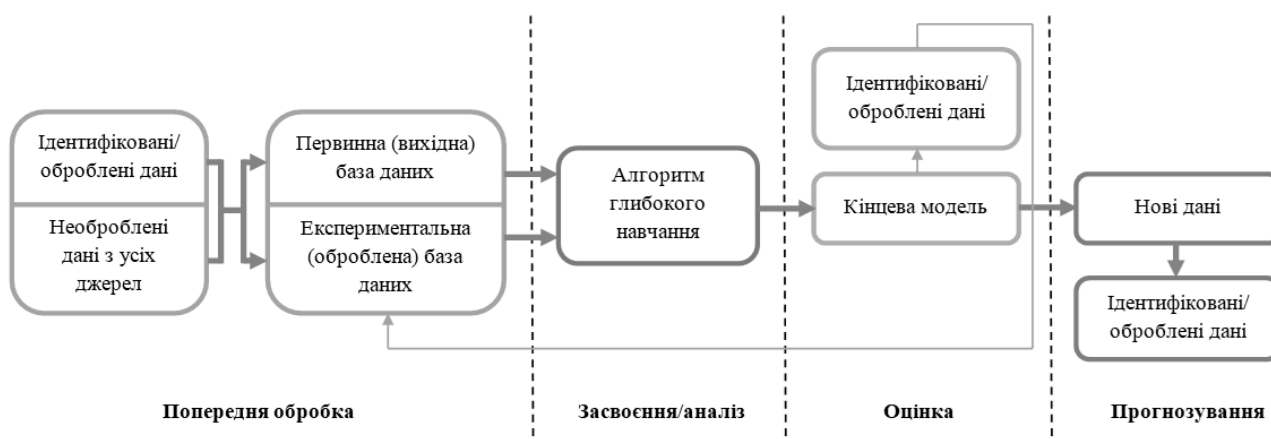


Рис. 2. Умовна схема принципу роботи алгоритму глибокого навчання

Поміж іншим, в останні декілька років зустрічаємо дослідження, що пропонують здійснювати прогнозування дорожнього руху за допомогою гібридних моделей, які поєднують у собі деякі зі згаданих раніше моделей [2]. Наприклад, в [24] запропоновано поєднати алгоритм k -найближчих сусідніх часових проміжків із LSTM RNN для прогнозування потоку трафіку. Алгоритм k -найближчих сусідніх часових проміжків використовуємо для вибору найбільш відповідних детекторів трафіку для прогнозування. Потім LSTM RNN прогнозує трафік, використовуючи дані трафіку від вибраних детекторів. За результатами дослідження визначено, що ця гібридна модель перевершує інші методи прогнозування трафіку на основі параметричних і непараметричних моделей.

Висновки

На даний час виконано багато досліджень, які можуть стати фундаментом для розширення функціоналу ІТС, їх різноманітність дозволяє підібрати такий підхід до транспортної мережі міста, який повністю задовольняв би його особливі потреби. Проте, галузь стикнулася із перешкодою, яка полягає в тому, що для подальшого якісного зростання ефективності в управлінні транспортною мережею міста, сучасним ІТС потрібно вміти реагувати та усувати неординарні ситуації, які для людини виглядають непередбачуваними та незаконічними.

В ході дослідження було проаналізовано різноманітні підходи, реалізація яких є можливою завдяки збільшенню інформаційного потоку. Застосування будь-якого з них дозволить підвищити стійкість транспортної мережі й ефективність інтелектуальних транспортних систем, матиме позитивний вплив на рівень заторів, дорожньої безпеки та екологічний вплив на навколишнє середовище, і може бути досягнутим завдяки можливості прогнозування системою транспортного потоку. Однак, поточні дослідження, зазвичай, фокусують на прогнозуванні дорожнього руху за звичайних умов, і не приділяють достатньої уваги здатності методів до прогнозування дорожнього руху в умовах заторів чи нетипових сценаріях їхнього виникнення. Це є важливим для того, щоб передбачати потенційні загрози або ж частково компенсувати їхній негативний вплив. Тобто можливість передбачити дорожній рух в регулярних умовах не є гарантією, що система зможе точно передбачити дорожній рух в умовах заторів чи нетипових сценаріях їхнього виникнення. Загалом, це пояснюється тим, що швидкість руху та сам транспортний потік зазнають більших коливань, коли формують або усувають затори, порівняно зі звичайними умовами транспортного руху. Поодинокість таких подій як нетипові затори чи ДТП є причиною того, що ІТС, обладнаній одним з таких методів, досі складно отримувати необхідні набори даних, що забезпечили б більш точне прогнозування транспортного потоку.

Найбільш перспективними в плані швидкого та гнучкого вирішення неординарної ситуації є моделі із застосуванням штучного інтелекту або комбінації із ними, засновані на алгоритмах глибокого навчання, які довели свою важливість у передбаченні результатів, прийнятті рішень щодо прогнозів тривалості транспортного потоку та забезпеченні усунення та уникнення заторів на основі пропуску транспортних засобів через перехрестя в залежності від довжини та зміни тривалості сигналів світлофора, що обумовлює актуальність проведення подальших досліджень в даному напрямку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] European Commission. *EU Transport Policy*. [Online]. Available: https://europa.eu/european-union/topics/transport_en.
- [2] J. Mena-Oreja, J. Gozalvez, "A Comprehensive Evaluation of Deep Learning-Based Techniques for Traffic Prediction," *IEEE Access*, no. 8, pp. 1-25, 2020. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2994415>.
- [3] В. В. Аулін, А. В. Гриньків, А. О. Головатий [та ін.] *Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем: монографія*. Кропивницький: Лисенко В. Ф., 2020. 428 с.
- [4] А. А. Кашканов, О. В. Пальчевський, "Проблеми функціонування транспортних систем великих міст України в сучасних умовах," *Сучасні технології в машинобудуванні та транспорті*, № 1(18), с. 97-102, 2022. <https://doi.org/10.36910/automash.v1i18.764>.
- [5] Н. О. Семченко, С. Б. Решетніков, «Дослідження параметрів руху груп транспортних засобів на вулично-дорожній мережі міст,» *Комунальне господарство міст*, № 7(146), с. 12-19. 2018. <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2018-7-146-12-19>.
- [6] Статистика. Офіційний сайт патрульної поліції України. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://patrol.police.gov.ua/statystyka/>.
- [7] Implementing an Intelligent Transportation System: A Bottom-Up Approach to Value Creation. Connect, collect, analyze, deliver – optimize traffic management with intelligent transportation systems. [Online]. Available: <https://intellias.com/implementing-intelligent-transportation-system/>.
- [8] M. N. Tahir, P. Leviäkangas, M. Katz, "Connected Vehicles: V2V and V2I Road Weather and Traffic Communication Using Cellular Technologies" *Sensors*, no. 22(3), pp. 1-14, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22031142>.
- [9] M. Hui, L. Bai, Y. Li, Q. Wu, "Highway Traffic Flow Nonlinear Character Analysis and Prediction", *Mathematical Problems in Engineering*, no. 8, pp. 1-7, 2015. <http://dx.doi.org/10.1155/2015/902191>.
- [10] A. Emami, M. Sarvi, S. A. Bagloee, "Using Kalman filter for short-term traffic flow prediction in a connected vehicle environment," *Journal of Modern Transportation*, no. 27, pp. 222-232, 2019. <https://doi.org/10.1007/s40534-019-0193-2>.
- [11] S. Chaudhary, S. Chaudhary, "Video-based Road Traffic Monitoring and Prediction using Dynamic Bayesian Networks," *IET Intelligent Transport Systems*, no. 12 (3), pp. 1-8, 2017. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2016.0336>.
- [12] Leslie Pack Kaelblinga, Michael L. Littman, Anthony R. Cassandra. "Planning and acting in partially observable stochastic domains", *Artificial Intelligence*, vol. 101, no. 1–2, pp. 99-134, 1998.
- [13] F. Doshi, D. Wingate, J.B. Tenenbaum, "Infinite dynamic Bayesian networks", in *Proc. of the 28th Int. Conf. Machine Learning, (ICML 2011)*, Bellevue, Washington, USA, 28 June–2 July 2011, pp. 913–920.
- [14] A. Nasser, V. Simon, "Wavelet-attention-based traffic prediction for smart cities," *IET Smart Cities*, no. 4(1), pp. 3–16, 2022. <https://doi.org/10.1049/smc2.12018>.
- [15] W. Yuanqing, L. Jing, "Study of Rainfall Impacts on Freeway Traffic Flow Characteristics," *Transportation Research Procedia*, no. 25, pp. 1533–1543, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.05.180>.
- [16] C. Wang, X. Pang, Z. Xi, G. Si, "An Elastic Combination Forecasting Method for Urban Road Traffic Status," *Journal of Physics: Conference Series*, no. 2, 2019. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1237/2/022027>.
- [17] N. Ciont, R. D. Cadar, D. S. Cimpean, "A Road Traffic Prediction Study Based on Weigh-in-Motion Data," *Proceedings of the Romanian Academy Series A*, no. 19, pp. 567-574, 2018.
- [18] V. M. Fareeduddeen, J. Sreerambabu, M. M. Riyaz, "Traffic Prediction for Intelligent Transportation System Using Machine Learning," *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, no. 10 (8), pp. 922-925, 2022. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.46306>.
- [19] V. Geetha, C. K. Gomathy, H. Thommandru, P. V. N. Varma, "A Traffic Prediction for Intelligent Transportation System Using Machine Learning," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, no. 10 (4), pp. 166-168, 2021. <https://doi.org/10.35940/ijeat.D2426.0410421>.

- [20] B. Yogita, P. Raghavendra, "Traffic Prediction for Intelligent Transportation System Using Deep Learning," *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, no. 7 (5), pp. 61-62, 2022.
- [21] X. Qiu, L. Zhang, Y. Ren, P. Suganthan, and G. Amaratunga, "Ensemble Deep learning for Regression and Time Series Forecasting," in *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*, pp. 1-6, 2014. <https://doi.org/10.1109/CIEL.2014.7015739>.
- [22] Q. Zhang, H. Wang, J. Dong, G. Zhong, and X. Sun, "Prediction of sea surface temperature using long short-term memory," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, no. 14 (10), pp. 1745-1749, 2017. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2733548>.
- [23] A. Sagheer and M. Kotb, "Time series forecasting of petroleum production using deep LSTM recurrent networks," *Neurocomputing*, no. 323, pp. 203-213, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.09.082>.
- [24] X. Luo, D. Li, Y. Yang, and S. Zhang, "Spatiotemporal traffic flow prediction with KNN and LSTM," *Journal of Advanced Transportation*, no. 5, pp. 1-10, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/4145353>.

Кашканов Андрій Альбертович – д-р техн. наук, професор, професор кафедри автомобілів та транспортного менеджменту, e-mail: a.kashkanov@gmail.com

Пальчевський Олег Вадимович – аспірант кафедри автомобілів та транспортного менеджменту, e-mail: palchevskiyi.o@gmail.com

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

A. Kashkanov
O. Palchevskiyi

Intellectualization of traffic management as a means of increasing the efficiency of the city's transport network in emergency situations

Vinnitsia National Technical University

An assessment of modern trends in the development of intelligent traffic management systems and their role in ensuring the efficiency of the functioning of transport networks was carried out. The processes of introducing technologies for expanding the flow of processed data into existing intelligent transport systems (ITS) that ensure an increase in the speed of information transmission in them have been determined. The classification of information sources that become available when the ITS transitions to the 5G standard and provide a basis for the implementation of technologies for avoiding extraordinary situations in transport networks is given.

Existing methods of improving the efficiency of the city's transport network are mainly aimed at ensuring the ability of ITS to predict traffic flows. These include statistical and nonlinear methods, simulation-based methods, artificial intelligence methods, and combined methods. The implementation of these methods is achieved by increasing the information flow coming from the system. A comparison of these methods revealed that they can generally make predictions with high accuracy, however, regardless of the chosen standard, some of them are already at the peak of their potential in terms of application in ITS, and the rest still have room for development.

The suitability of the forecasting method for working in real-time conditions is a significant advantage in ensuring effective management of traffic flows, allows to increase the stability of the transport network and the efficiency of the ITS, and has a positive effect on the level of traffic jams, road safety and ecological impact on the environment. The most promising in terms of a quick and flexible solution to an extraordinary situation are models with the use of artificial intelligence or a combination thereof, based on deep learning algorithms, which have proven their importance in predicting the results, making decisions regarding traffic flow forecasts and ensuring the elimination and avoidance of traffic jams based on the passage of vehicles through the intersection depending on the length and duration of the traffic light signals.

Key words: intelligent transport systems, transport networks, traffic forecasting, traffic management, information flows, extraordinary situations.

Kashkanov Andriy – Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Department of Automobiles and Transport Management, e-mail: a.kashkanov@gmail.com

Palchevskiyi Oleh – Post-Graduate Student, Faculty of Automobiles and Transport Management, e-mail: palchevskiyi.o@gmail.com