

К.В. Доля, д-р техн. наук, професор
Національний аерокосмічний університет
"Харківський авіаційний інститут"
<https://orcid.org/0000-0002-4693-9158>
E-mail: k.v.dolia@gmail.com;

ГІС – ОСНОВА ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТРАНСПОРТНИХ СИСТЕМ

Вступ

Інтелектуальні транспортні системи (ІТС) розглядаються як сукупність технологій, що забезпечують безперервний цикл «спостереження – аналіз – прогноз – керування» для підвищення безпеки, пропускну здатності та надійності руху. На практиці ефективність ІТС визначається не лише наявністю датчиків чи каналів зв'язку, а й здатністю перетворювати різномірні спостереження у порівнювані показники, прив'язані до дорожньої мережі та часових інтервалів.

Геоінформаційні системи (ГІС) є природним середовищем для такої інтеграції, оскільки транспортні процеси мають чітку просторову прив'язку. У межах ГІС поєднують геометрію та топологію мережі з атрибутами (класи доріг, кількість смуг, обмеження швидкості, дозволені маневри), а також з оперативними джерелами (детектори, відеоаналітика, GPS/FCD, дані світлофорних контролерів). Це дає змогу переходити від локальних спостережень у точках контролю до мережевого аналізу коридорів, «вузьких місць» та надійності поїздок.

Важливою особливістю ГІС-підходу є відтворюваність: одна й та сама процедура обробки (топологічна перевірка, *map-matching*, агрегація, розрахунок метрик) може бути застосована до різних періодів спостережень або до різних районів міста, забезпечуючи порівнюваність результатів. Саме тому ГІС-аналіз транспортних потоків доцільно розглядати як базовий компонент даних та аналітичного контуру ІТС.

Актуальність використання ГІС як основи для ІТС зумовлена поєднанням інфраструктурних, експлуатаційних і методичних чинників. По-перше, у міських агломераціях зростає інтенсивність руху при обмежених можливостях розширення вулично-дорожньої мережі. Це призводить до систематичних заторів, збільшення середнього часу поїздки та, що критично для користувачів, до його нестабільності. Для диспетчерських служб операторів ІТС важливо контролювати не лише «се-

редню швидкість», а й просторовий розподіл перевантаження у мережі та зміну стану у часі (години пік, події, сезонність). По-друге, сучасні джерела даних про рух є різномірними та нерівномірно покривають територію. Стационарні детектори та камери забезпечують точні вимірювання у конкретних перерізах, але мають обмежене охоплення; GPS/FCD дають ширше просторове покриття, проте потребують процедур прив'язки до мережі (*map-matching*), фільтрації шумів позиціонування, а також узгодження часових інтервалів і правил агрегації. Без єдиного ГІС-подання ці дані важко порівнювати між собою, що ускладнює побудову коректних індикаторів для керування. По-третє, алгоритми керування в ІТС (адаптивне світлофорне регулювання, пріоритет громадського транспорту, керування швидкістю, інформування учасників руху, перенаправлення потоків) потребують оперативних метрик стану мережі та інструментів їх просторової інтерпретації. ГІС дозволяє формувати показники на рівні сегментів і коридорів (швидкість, час поїздки, індекс перевантаження), а також відображати їх у вигляді тематичних карт, що є зручним форматом для прийняття рішень. По-четверте, для практичного впровадження ІТС важливо забезпечити прозорість і контроль якості результатів. Помилки топології мережі, некоректна сегментація, змішування різних часових вікон або систематичні похибки *map-matching* можуть призводити до хибних висновків щодо «вузьких місць» та ефективності керувальних заходів. Тому актуальним є формування відтворюваної методики ГІС-обробки з чіткими етапами перевірки даних, валідації та документування параметрів.

Отже, розвиток ГІС-аналізу транспортних потоків є актуальним напрямом, що забезпечує єдину дану основу для моніторингу, короткострокового прогнозування та сценарного аналізу в ІТС, а також підвищує обґрунтованість управлінських рішень у транспортній мережі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Сучасні дослідження у сфері транспортної аналітики та ІТС демонструють, що ключовим викликом є перетворення великої кількості різнорідних спостережень у стандартизовані просторово-часові показники для дорожньої мережі. У цьому контексті ГС виконує роль «каркаса» даних, що забезпечує (1) мережеве подання інфраструктури, (2) узгодження джерел за простором і часом, (3) подальше моделювання та прогнозування стану трафіку.

Обробка траєкторних даних *map-matching* є одним із найбільш поширених сучасних джерел інформації про рух є траєкторії транспортних засобів (GPS/FCD). Для їх використання в задачах ІТС необхідно виконати прив'язку точок і траєкторій до елементів дорожньої мережі (*map-matching*) та сформувати сегментно-часові агрегати. Оглядові роботи підкреслюють, що якість *map-matching* визначається частотою вимірювань, шумомпозиціонування, складністю мережі та наявністю паралельних вулиць. Також зазначається важливість врахування топологічних обмежень (напрямки руху, заборонені повороти) та ймовірнісних підходів для підвищення стійкості в умовах неповних даних [1].

Ширше питання роботи з траєкторними даними розглядається в оглядах з *data mining*: вони систематизують задачі очищення, стиснення, сегментації, пошуку патернів та побудови ознак для транспортних застосувань. У таких роботах підкреслюється, що «сирі» траєкторії мають різну якість і репрезентативність, тому практичні рішення мають спиратися на контроль якості та відбір достатньо інформативних підмножин. [2, 3]

Моделі просторово-часового прогнозування на графах є окремий, дуже активно розвинений напрям останніх років – прогнозування швидкості та потоків на дорожній мережі за допомогою спatio-темпоральних моделей на графах (ST-GNN). Базові архітектури використовують графові згортки для врахування просторових залежностей між сегментами та рекурентні/темпоральні блоки для моделювання часової динаміки. До найбільш цитованих підходів належать STGCN [2], DCRNN [3] та Graph WaveNet [4,5].

Подальші дослідження спрямовані на підвищення гнучкості графа та кращу адаптацію до змінних умов руху: використовуються механізми уваги, навчання адаптивних матриць суміжності, а також динамічні графові структури. Прикладами є ASTGCN [4], AGCRN [6,7] та моделі з динамічними/адаптивними зв'язками. [8]

Значну увагу приділяють багатокроковому прогнозу, коли потрібно оцінити стан мережі на горизонті від кількох інтервалів до години і більше. Для таких задач застосовують моделі типу

«граф-послідовність» (STG2Seq) [9], а також трансформерні підходи, здатні краще захоплювати довгі часові залежності. [10,11].

Оглядові статті узагальнюють класи моделей, особливості побудови графа та типові набори даних/метрики, що є корисним для вибору архітектури в прикладних задачах. [11, 12]

Оцінювання часу поїздки та показники надійності використовують для підтримки рішень в ІТС й важливими є не лише прогнози швидкості/потоків, а й похідні показники: час поїздки, затримки, індекси перевантаження, а також надійність (варіативність) часу поїздки. Сучасні огляди зосереджуються на методах оцінювання/прогнозу часу поїздки з використанням глибокого навчання та підкреслюють, що практична цінність моделей зростає, коли вони забезпечують інтерпретовані метрики для конкретних сегментів і коридорів. [16]

З точки зору ГС-аналізу, важливо, що час поїздки та індекс перевантаження можна розраховувати безпосередньо з сегментних оцінок швидкості та довжини ребер графа, але коректність такого розрахунку залежить від (1) якості *map-matching*, (2) правил агрегації та (3) визначення «вільного руху» t_0 для різних класів доріг.

Хоча література демонструє високу точність ST-GNN моделей, прикладне використання в ІТС потребує інтеграції з процесами моніторингу та керування. Зокрема, для операторів важливі картографічні продукти (карти швидкості, часу поїздки, індексу перевантаження), ранжування «вузьких місць», а також можливість сценарного порівняння заходів. У цьому сенсі перспективним є поєднання прогнозних моделей із ГС-пайплайном, де кожний результат має адресацію до сегмента й часу, а також супроводжується контролем якості.

Огляд робіт [10, 17, 2, 3, 5] та джерел щодо траєкторних даних [1, 6, 15] показує, що низка напрямів опрацьована достатньо, тоді як окремі аспекти залишаються недостатньо розкритими й актуальними для подальших досліджень у прикладному контексті ГС як основи для ІТС.

Відносно добре розкриті у літературі питання архітектури ST-GNN для прогнозування швидкості/потоків та порівняння їх точності на типових датасетах; [2, 3, 4, 5, 10, 17], підходи до врахування просторових залежностей, адаптивних зв'язків і багатокрокового прогнозу [7, 9, 11, 13], загальні методи роботи з траєкторними даними та постановки задач *data mining* у транспорті. [6, 15].

Недостатньо розкриті питання та актуальні для досліджень:

Узгоджена оцінка якості даних і невизначеності. Багато робіт оптимізують метрики точності прогнозу, але рідше розглядають вплив пропусків FCD, похибок *map-matching* та змінних правил агрегації на кінцеві метрики ІТС (час поїздки, *CI*, надійність).

Відтворювані ГІС-процедури інтеграції джерел. Питання єдиних ідентифікаторів сегментів, стандартних часових вікон, правил сегментації мережі та документування параметрів обробки часто описані фрагментарно, хоча саме вони визначають порівнюваність результатів у практиці.

Інтеграція прогнозу з керувальними сценаріями. Прогнозні моделі не завжди поєднані з оцінюванням ефектів керування (світлофори, пріоритет ГТ, обмеження швидкості) у термінах мережевих показників і втраг часу; необхідні схеми, що пов'язують прогноз, сценарій і критерій ефективності.

Перенесення моделей між містами/мережами. Для масштабування ІТС актуальними є transfer learning та domain adaptation, що дозволяють застосовувати моделі до нових територій із мінімальною додатковою калібрувкою.

Події та аномальні режими. ДТП, ремонти й нетипові події різко змінюють просторово-часові залежності, потрібні методи, що коректно відображають такі стани в ГІС та підтримують роботу ІТС у режимі «подія/криза».

Постановка задачі, об'єкт та предмет дослідження

Об'єктом є процес функціонування дорожньої мережі міст, регіонів (або районів).

Предметом є методика формування просторово-часових показників стану мережі за даними різних джерел та їх використання для задач ІТС: моніторинг, виявлення «вузьких місць», сценарний аналіз і короткостроковий прогноз.

Задачі дослідження:

- сформувані топологічно коректне мережеве подання та правила сегментації;
- виконати прив'язку траєкторій до мережі (map-matching) та узгодити часові інтервали агрегації;
- розрахувати метрики $V(t)$, $Q(t)$, $t(t)$ та CI для кожного сегмента;
- виконати контроль якості та валідацію результатів;

Розв'язання поставлених задач для питання рішення проблематики в частині «події та аномальні режими».

Дослідження

На даному етапі узагальнену ГІС-процедуру, що забезпечує розв'язання задач, сформульованих у розділі 4, для подієвих та аномальних режимів (ДТП, перекриття, ремонти, масові заходи, екстремальні погодні умови). Для вирішення такого актуального питання запропоновано вирішити ряд задач:

Задача 1: мережеве подання та сегментація. Дорожню мережу подають як орієнтований граф

$G = (V, E)$, де ребро $e \in E$ відповідає сегменту дороги. Для кожного сегмента задають геометрію, довжину l_e , напрямок руху, клас дороги, кількість смуг, обмеження швидкості та допустимі маневри. Сегментацію виконують до однорідних ділянок (без зміни числа смуг/режиму/обм. що забезпечує коректність подальшого агрегування даних та порівнюваність метрик у часі).

Задача 2: map-matching та узгодження часових інтервалів. Траєкторні дані GPS/FCD прив'язують до ребер графа (map-matching) з урахуванням топології мережі та напрямків руху. Після прив'язки формують сегментно-часові спостереження у фіксованих інтервалах Δt (наприклад, 5–15 хв), отримуючи ряди $V_e(t)$ (швидкість) та, за можливості, $Q_e(t)$ (інтенсивність). Для подієвих режимів додатково задають часові вікна: до події / під час події / після події.

Задача 3: розрахунок метрик стану мережі. На основі $V_e(t)$ та довжини l_e обчислюють час поїздки на сегменті:

$$t_e(t) = \frac{l_e}{V_e(t)}. \quad (1)$$

Далі визначають індекс перевантаження:

$$CI_e(t) = \frac{t_e(t)}{t_{0,e}} \quad (2)$$

де $t_{0,e}$ – час поїздки за умов вільного руху (оцінюється за мінімальними/нічними значеннями або за нормативною швидкістю).

Для оцінки нестабільності руху обчислюють показники надійності часу поїздки (наприклад, стандартне відхилення або квантили t_e в межах доби/тижня).

Задача 4: контроль якості та валідація. Контроль якості включає:

1. Фільтрацію викидів (не реалістичні швидкості, стрибки координат, некоректні траєкторії);
2. Перевірку достатньої кількості спостережень у кожному інтервалі Δt ;
3. аналіз пропусків даних і стабільності метрик призміні Δt .

Валідацію виконують порівнянням з контрольними вимірюваннями (детектори/ручні спостереження) та/або журналами подій (якщо аналізуються ДТП/перекриття):

MAE/RMSE для $V_e(t)$, MAPE для $t_e(t)$.

Задача 5: продукти для підтримки рішень в ІТС. Результати подають у вигляді:

1. Тематичних карт V , t , CI (за інтервалами часу).
2. Карт подій/аномалій (кластерів сегментів із підвищеним CI або аномальними відхиленнями);
3. Рейтингів критичних сегментів та коридорів;
4. Звітів про вплив події: тривалість, просторовий масштаб, приріст часу поїздки, сумарні втрати часу.

Додатково: виявлення подієвих та аномальних режимів

Для виявлення аномалій формують еталонні (базові) профілі «нормального» руху: $\mu_{V_e}(t)$, $\mu_{Q_e}(t)$ і, за потреби, $\sigma_{V_e}(t)$, $\sigma_{Q_e}(t)$ (окремо для типів дня та сезонів). Аномальні стани визначають за:

- стандартизованими відхиленнями $z_{V_e}(t) = (V_e(t) - \mu_{V_e}(t)) / \sigma_{V_e}(t)$; порогами для $CI_e(t)$;
- різкими змінами $\Delta V_e(t)$ та просторовим поширенням переважанення вздовж коридору.

Подію локалізують у мережі як **кластер** суміжних сегментів з аномальними значеннями та аналізують «хвилю» затору у часі.

Наукова новизна та практичне значення результатів

Наукова новизна роботи полягає у такому:

- запропоновано відтворювану ГІС-процедуру формування сегментно-часових показників стану дорожньої мережі на основі мережевого подання, топологічної валідації, map-matching та стандартизованої агрегації за інтервалами Δt ;

- сформовано узгоджений набір метрик для задачі ІТС на рівні сегмента: швидкість $V_e(t)$, інтенсивність $Q_e(t)$, час поїздки $t_e(t) = \ell_e / V_e(t)$ та індекс переважанення $CI_e(t) = t_e(t) / t_{0,e}$ з явним визначенням базового режиму «вільного руху» $t_{0,e}$;

- обґрунтовано використання контрольних процедур якості та валідації сегментних оцінок, що підвищує порівнюваність результатів у часі та просторі.

Практичне значення результатів полягає в можливості:

- оперативно отримувати карти стану мережі та ранжування «вузьких місць» за показниками V , t і CI для підтримки рішень в ІТС;

- оцінювати ефект керувальних заходів (зміни режимів світлофорного регулювання, пріоритет громадського транспорту, інформаційне перенаправлення потоків) у форматі «до/під час/після»;

- підвищувати обґрунтованість управлінських рішень завдяки контролю якості даних і валідації результатів за контрольними спостереженнями.

Висновки

ГІС-аналіз транспортних потоків забезпечує єдину основу для інтеграції даних, розрахунку показників стану мережі та підтримки рішень в ІТС. Сформований набір метрик $V(t)$, $Q(t)$, $t(t)$ і CI та описана процедура узгодження/валідації дозволяють отримувати відтворювані результати для моніторингу й порівняння керувальних заходів.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Map-matching algorithms for low-sampling-rate GPS trajectories: A review / X. Chao, S. Wang, J. Li. *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 2020. Vol. 9, no. 3. Art. 186. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijgi9030186>
- [2] Yu B., Yin H., Zhu Z. Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting. *Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. 2018. P. 3634–3640.
- [3] Diffusion convolutional recurrent neural network: Data-driven traffic forecasting / Y. Li et al. *Proceedings of the 6th International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2018.
- [4] Attention-based spatial-temporal graph convolutional networks for traffic flow forecasting / S. Guo et al. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 33. P. 922–929.
- [5] Graph WaveNet for deep spatial-temporal graph modeling / Z. Wu et al. *Proceedings of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. 2019. P. 1907–1913.
- [6] Trajectory data mining: An overview / K. Zheng et al. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2020. Vol. 11, no. 1. Art. 1. DOI: <https://doi.org/10.1145/3361746>
- [7] Adaptive graph convolutional recurrent network for traffic forecasting / L. Bai et al. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020. Vol. 33. P. 17804–17815.
- [8] Connecting the dots: Multivariate time series forecasting with graph neural networks / Z. Wu et al. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020. Vol. 33. P. 11211–11222.
- [9] STG2Seq: Spatial-temporal graph to sequence model for multistep traffic forecasting / X. Zhou et al. *Proceedings of the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. 2020.
- [10] Jiang W., Luo J., Zeng W. A survey on spatio-temporal graph neural networks for traffic forecasting. *arXiv*. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2101.00000> (дата звернення: 12.03.2026).
- [11] You S., Wu J., Xiao J. Traffic prediction with spatial-temporal transformer networks. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 35. P. 6132–6140.
- [12] A spatio-temporal graph-based deep learning framework for traffic forecasting / C. Chen et al. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2021. Vol. 130. Art. 103234. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103234>
- [13] Li Y., Chen S., Shahabi C. Dynamic graph convolutional recurrent network for traffic forecasting. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 35. P. 613–621.

- [14] Zhang J., Zheng Y., Qi D. Deep spatio-temporal graph convolutional networks for traffic forecasting: A unified perspective. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2022. Vol. 23, no. 6. P. 5400–5413. DOI: <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3055906>
- [15] Yuan N. J., Zheng Y., Xie X. Trajectory data mining: A survey of methods and applications. *ACM Computing Surveys*. 2022. Vol. 54, no. 2. Art. 29. DOI: <https://doi.org/10.1145/3447970>
- [16] Yang Z., Liu Y., Wang X. Travel time estimation and prediction with deep learning: A review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2023. Vol. 146. Art. 103988. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.103988>
- [17] Chen Z., Li S., Wang Y. Recent advances in traffic forecasting with graph neural networks: A survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2024. Vol. 25, no. 4. P. 3221–3236. DOI: <https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3240893>

Доля К. В.

GIS – ОСНОВА ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТРАНСПОРТНИХ СИСТЕМ

Ефективне впровадження інтелектуальних транспортних систем (ІТС) неможливе без достовірних просторово-часових даних про стан вулично-дорожньої мережі та параметри руху. На практиці дані надходять з різних джерел (GPS/FCD, стаціонарні детектори, відео аналітика, світлофорні контролери, дорожні паспорти) і відрізняються точністю, частотою та покриттям території, що ускладнює їх сумісне використання для моніторингу та керування. Геоінформаційні системи (ГІС) забезпечують єдине мережеве подання інфраструктури, прив'язку спостережень до сегментів і часових інтервалів, а також візуалізацію результатів у вигляді тематичних карт. В роботі досягнуто мети розробити відтворювану схему ГІС-аналізу транспортних потоків на рівні сегментів дорожньої мережі та сформувати набір показників, придатних для задач ІТС (оперативний моніторинг, виявлення «вузьких місць», оцінювання впливу подій, підтримка рішень). Використано орієнтоване мережеве подання доріг, процедури топологічної перевірки та сегментації до однорідних ділянок, алгоритми map-matching траєкторій, агрегацію показників у фіксованих часових вікнах Δt (5–15 хв), фільтрацію викидів і контроль достатності спостережень. Для інтерпретації результатів застосовано розрахунок метрик, ранжування критичних сегментів і побудову тематичних карт. Сформовано структуру сегментно-часових даних і набір метрик стану мережі: швидкість $V_e(t)$, інтенсивність $Q_e(t)$, час поїздки $t_e(t) = l_e/V_e(t)$ та індекс перевантаження $CI_e(t) = t_e(t)/t_{0,e}$ (де $t_{0,e}$ відповідає умовам вільного руху). Запропоновано послідовність підготовки мережі, узгодження часових вікон, контролю якості та валідації за контрольними вимірюваннями, що забезпечує порівнюваність оцінок у часі та просторі. Результати можуть бути використані для оперативного моніторингу та картографування перевантаження, формування рейтингів «вузьких місць», аналізу подієвих/аномальних режимів (ДТП, перекриття, ремонт, погодні впливи) і оцінювання ефективності керувальних заходів у контурі ІТС.

Ключові слова: ГІС, інтелектуальні транспортні системи, транспортні потоки, дорожня мережа, map-matching, швидкість, час поїздки, індекс перевантаження.

Dolya K.

GIS AS A FOUNDATION FOR INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS

The effective implementation of Intelligent Transportation Systems (ITS) requires high-fidelity spatio-temporal data regarding road network states and traffic flow parameters. In practice, data is sourced from heterogeneous systems (GPS/FCD, stationary detectors, video analytics, traffic signal controllers, and digital road inventories), which vary in precision, sampling frequency, and spatial coverage, complicating their integration for real-time monitoring and control. This study demonstrates that Geographic Information Systems (GIS) provide a robust environment for unified network representation, allowing for the alignment of multi-source observations with specific road segments and time intervals.

The primary objective of this research is to develop a reproducible GIS-based framework for traffic flow analysis at the segment level and to establish a standardized set of metrics suitable for ITS applications, including operational monitoring, bottleneck identification, incident impact assessment, and decision support. The methodology utilizes an oriented graph-based network model, topological verification procedures, and road segmentation into homogeneous links. The proposed pipeline incorporates map-matching algorithms for trajectory data, metric aggregation within fixed time windows ($\Delta t = 5\text{--}15\text{ min}$), outlier filtering, and data sufficiency control.

The study defines a structured data format and a comprehensive set of network state metrics: speed $V_e(t)$, intensity $Q_e(t)$, travel time $t_e(t) = l_e / V_e(t)$, and the Congestion Index $CI_e(t) = t_e(t) / t_{0,e}$ (where $t_{0,e}$ represents free-flow conditions). A systematic workflow is proposed, covering network preparation, temporal synchronization, quality control, and validation against ground-truth measurements, ensuring the comparability of estimates across space and time. The results are applicable for real-time congestion mapping, bottleneck ranking, analysis of anomalous/incident regimes (accidents, road closures, maintenance, weather events), and evaluating the efficiency of control measures within the ITS loop.

Keywords: GIS, Intelligent Transportation Systems, traffic flows, road network, map-matching, travel time, congestion index.

Дата першого надходження: 10.02.2026 р.

Дата прийняття до друку: 10.03.2026 р.

Дата публікації: 27.04.2026 р.