



DOI [10.28925/2663-4023.2021.12.618](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2021.12.618)

УДК 004.9 : 621.397.42

Ляхно Валерій Анатолійович

доктор технічних наук, професор

завідувач кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0001-9695-4543

valss21@ukr.net

Гусєв Борис Семенович

кандидат технічних наук, доцент

доцент кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0003-1658-7822

gusevbs@nubip.edu.ua

Блозва Андрій Ігорович

кандидат педагогічних наук

доцент кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0002-4377-0916

andriy.blozva@nubip.edu.ua

Сагун Андрій Вікторович

кандидат технічних наук

доцент кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0002-5151-9203

a.sagun@nubip.edu.ua

Осіпова Тетяна Юрївна

кандидат педагогічних наук

доцент кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0002-9199-3436

t_osipova@nubip.edu.ua

Порохня Іван Миколайович

аспірант кафедри комп'ютерних систем і мереж НУБіП України

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID ID 0000-0003-0358-3283

closirr@gmail.com

РОЗРОБКА СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ АНАЛІЗУ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ НА МІСЬКОМУ ТРАНСПОРТІ

Анотація. У статті розглянуті деякі аспекти проектування модуля системи підтримки прийняття рішень (СППР) в ході аналізу великих аварій або НС на міському транспорті в великих містах, мегаполісах, а також в Smart City. Показано, що обчислювальне ядро подібної СППР може базуватися на методах кластерного аналізу (КА). Показано, що реалізація навіть базових алгоритмів КА в обчислювальному ядрі СППР дозволяє здійснювати ітераційний пошук оптимальних рішень для запобігання великої кількості НС на міському транспорті за рахунок встановлення характерних ознак аварій і НС та заходів близькості між двома об'єктами. Показано, що такий інструментарій як СППР, може надати всім зацікавленим особам науково обгрунтовану класифікацію багатовимірних спостережень, які узагальнюють сукупність відібраних показників і дозволяють виявляти внутрішні зв'язки між НС на міському транспорті. Описано модуль СППР для аналізу НС на міському транспорті. Встановлено, що для вирішення такого завдання можна застосовувати в обчислювальному

ядрі СППР «зважену» евклідову відстань. Саме цей параметр дозволяє враховувати значущість кожної характеристики НС на міському транспорті, що, в свою чергу буде сприяти отриманню достовірних результатів аналізу. Показано, що методи КА також можуть бути затребувані, коли поряд з аналізом НС на громадському транспорті, паралельно вирішуються завдання з проектування та реконструкції конфігурацій міських вулично-дорожніх мереж. Це завдання, зокрема, вимагає проведення фази аналізу (не в останню чергу з застосуванням методів КА) для того, щоб мінімізувати зайві витрати, які не можуть бути компенсовані в разі помилок в дорожньої мережі. При вирішенні такого завдання аналізу піддають ділянки міської вулично-дорожньої мережі з метою виявлення проблемних місць, які потребують реконструкції або перепланування. Застосування методів КА в подібних пов'язаних завданнях обумовлено відсутністю апріорних гіпотез щодо класів, які в результаті будуть отримані.

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, кластерний аналіз, міський транспорт, аналіз аварій і надзвичайних ситуацій

ВСТУП

В умовах швидкого розвитку цифрової економіки і глобальної тенденції до урбанізації спостерігається великий інтерес до досліджень в області вдосконалення міських систем в сфері транспорту та зв'язку. Але розвиток міської транспортної інфраструктури також стикається з безліччю проблем, що, зокрема, обумовлено величезними потоками даних, які повинні аналізуватися і узагальнюватися. Ці дані включають в себе не тільки традиційну інформацію про міському трафіку, а й дані, наприклад, про великих аваріях чи інших надзвичайних ситуаціях (НС) на дорогах, див. Рис. 1.



а)



б)

а- аварія на міській естакаді: б- аварія на міському електротранспорті

Рис. 1. Приклади великих аварій на транспорті в межах міста з перекриттям руху

Причому ця інформація не просто генерується кожен день, але і зберігаються в цифровому вигляді в базах даних (БД) різних ситуаційних центрів з управління рухом.

Попередження аварій та НС на міському транспорті - це комплекс заходів, які проводяться завчасно і спрямовані на мінімізацію ризиків виникнення аварій та НС, а також на збереження здоров'я людей, мінімізацію шкоди навколишньому середовищу, матеріальних та інших втрат.

В контексті розв'язуваної задачі і керуючись [1, 2] вважаємо, що НС на міському транспорті - це ситуація на певній міській території, яка виникла в результаті аварії на транспорті, або / та природного явища, катастрофи, стихійного лиха.

Аварія на міському транспорті - це НС техногенного характеру.

У зв'язку зі збільшенням кількості транспорту у великих містах і мегаполісах, актуальними стають проблеми аналізу даних про НС, які можуть виникнути внаслідок великих аварій чи інших НС як безпосередньо в дорожній мережі, так і в системах регулювання і управління рухом. Останнє особливо характерно для так званих розумних міст (Smart City), для яких застосування нових інформаційних технологій стало нормою, а управління і регулювання рухом, реалізовано за допомогою численних сенсорів, камер спостереження і моніторингу дорожньої обстановки та комп'ютерних систем управління та аналізу дорожньої ситуації. Складність обстановки з аварійністю в великих містах і мегаполісах і наявність тенденцій її подальшого погіршення багато в чому визначаються постійно зростаючої мобільністю населення при зменшенні частки перевезень на громадському транспорті, збільшується диспропорцією між збільшенням числа автомобілів і темпами впровадження сучасних систем управління рухом і моніторингу дорожньої обстановки. А крім того, деякі міста можуть швидко адаптувати свою дорожню інфраструктуру до сучасним транспортним потокам. Так, за останнє десятиліття парк автомобілів в Україні збільшився більш ніж в три рази, при цьому протяжність міських вулиць і доріг зросла лише на 6,5%.

Застосування стандартних математичних методів для аналізу НС на міському транспорті не завжди дозволяє оперативно приймати обґрунтовані і достовірні рішення,



спрямовані на ліквідацію подібних аварій і НС. І хоча в Smart City прийняття подібних рішень в багатьох випадках перекладено на інтелектуальні СППР, існує ймовірність помилкових дій при ліквідації подібних НС якщо дані аналізу отримані з використанням некоректних або помилкових даних безпосередньо з місця події або аварії. Тому достовірний аналіз з метою ідентифікації таких ситуацій є актуальною проблемою при розробці СППР в процесі ліквідації наслідків НС або великих аварій в міській транспортній інфраструктурі [1, 2].

Технології аналізу цих, засновані на застосуванні класичних статистичних підходів, мають ряд недоліків при використанні для аналізу НС на міському транспорті. Відповідні методи базуються на використанні усереднених показників. Однак зауважимо, що застосування таких показників не дозволяє виявляти реальний стан на місці НС і прогнозувати її розвиток. Таким чином, як показують багато досліджень, методи математичної статистики виявляються корисними, перш за все, для перевірки задалегідь сформульованих гіпотез і «грубого» розвідувального аналізу, який, власне, і попередить оперативну аналітичну обробку даних. Крім того, стандартні статистичні методи не враховують нетипові спостереження. А це не сприяє достовірному аналізу НС в міській транспортній. При цьому окремі нетипові значення, одержувані з місць аварій або НС, можуть бути важливими для дослідження, оскільки вони характеризують виняткові явища на місці НС. При цьому сама ідентифікація цих спостережень і їх подальший аналіз, і докладний розгляд корисні для розуміння сутності досліджуваної НС або аварії. Як показують сучасні дослідження [2, 3], саме такі події можуть стати вирішальними щодо майбутньої поведінки і розвитку НС в міській транспортній інфраструктурі [1].

Аналізуючи НС, які можуть виникнути в транспортній мережі великих міст і мегаполісів, необхідно оперувати реальними значеннями, організувати пошук неявних закономірностей в даних, реалізовувати комп'ютерну підтримку прийняття рішень в ході пошуку оптимальних варіантів ліквідації наслідків подібних НС. Все вищесказане і обумовлює актуальність даного дослідження.

ОГЛЯД ПОПЕРЕДНІХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Бурхливий розвиток міської транспортної інфраструктури, і, зокрема для Smart City, викликало інтерес дослідників в напрямку робіт з аналізу НС на міському транспорті. Попередження аварійності та різного роду НС на міському транспорті - одна з пріоритетних завдань органів територіального управління. Необхідною умовою вдосконалення системи територіальної безпеки є аналітичне забезпечення процесів прийняття рішень на підставі застосування сучасних технологій і ефективних методів аналізу. Не в останню чергу, в якості інструментарію досліджень застосовувалися методи кластерного аналізу, які характеризуються ітераційним пошуком оптимальних рішень, що приймаються для ліквідації наслідків подібних НС або аварій.

У роботі [1] запропоновано метод кластерного аналізу для зберігання, обробки та вилучення динамічних геопросторових даних в ході відстеження та побудови розташування транспортних засобів в Smart City. У публікації автори не привели повні дані про застосування даного методу для аналізу НС на транспорті в Smart City, також немає повного опису відповідного програмного продукту для забезпечення інформативного уявлення про формованих кластерах.



У роботі [2] представлена модель управління рухом, яка заснована на алгоритмі кластеризації K-середніх. Запропонована авторами модель дає досить повну картину про стан руху всередині міста і дозволяє організувати рух так щоб заздалегідь уникнути пробки. Програмна реалізація моделі авторами в роботі не представлена в достатньому обсязі.

У роботі [3] авторами представлені результати дослідження, спрямованого на вивчення за допомогою методів кластерного аналізу аварій за участю велосипедистів і автомобілістів. Було встановлено, що методи кластеризації дозволяють отримувати вичерпну і чітку картину про найбільш небезпечних аварійних місцях за участю велосипедистів і автомобілістів. Це в свою чергу, дозволило підвищити безпеку в міських районах, де є значна частка велосипедистів. На жаль автори роботи не подали повну методологію свого дослідження.

В роботі [4] авторами представлені результати дослідження, спрямованого на вивчення за допомогою методів кластерного аналізу аварій за участю пішоходів. Моделі, представлені в роботі, дозволили визначити основні чинники, що впливають на серйозність дорожньо-транспортних пригод, аварій та НС за участю пішоходів. Алгоритмічна і програмна реалізація моделі авторами в роботі не представлена.

У роботах [5-7] розглянуті особливості структури ієрархічного кластерного аналізу для визначення контрольних та критичних областей для ефективних стратегій безпеки дорожнього руху. Дослідження в цьому напрямку авторами ще тривають.

Таким чином, проаналізовані публікації з тематики дослідження показали, що методи кластерного аналізу для обчислювального ядра СППР по ліквідації наслідків НС в транспортній інфраструктурі Smart City, можуть ефективно використовуватися різними зацікавленими особами. Також методи КА можуть застосовуватися для прийняття більш ефективних стратегій планування і управління дорожнім рухом, що призведе до зниження аварійності.

Окремим напрямком досліджень в області застосування методів КА для прогнозування НС стали роботи з розвитку прикладного програмного забезпечення (ПО) для СППР [8-10].

В роботі [8] розглянуто технології Data Mining в задачах прогнозування розвитку НС в Smart City, що дозволяють виявляти закономірності еволюції ситуації, пов'язаної з аваріями або НС в міській інфраструктурі. Розглянуті роботи не мали практичної реалізації, в вигляді прикладного програмного забезпечення.

У роботах [9, 10] проаналізовано методологія інтелектуального моделювання, призначена для аналізу і прийняття рішень в недостатньо структурованих НС. Дослідження не доведені до апаратної або програмної реалізації.

Істотним недоліком робіт [9, 10] є відсутність архітектурної реалізації СППР для складно формалізованих задач прогнозування НС в Smart City. Як визнають автори [9], більшість подібних СППР в даний час знаходяться на етапі тестування.

Таким чином, з огляду на полеміку в розглянутих роботах, мабуть, що необхідно продовжити дослідження по практично реалізованим рішенням для СППР в сфері аналізу варіантів ліквідації наслідків НС в транспортній інфраструктурі Smart City.

Мета дослідження - Мета дослідження розробка системи підтримки прийняття рішень в ході аналізу аварій і надзвичайних ситуацій в роботі міського транспорту.

Для досягнення зазначеної мети необхідно вирішити такі завдання:

- обґрунтувати доцільність застосування методів кластерного аналізу для обчислювального ядра СППР в ході аналізу аварій і НС на міському транспорті;



- розробити і апробувати алгоритми для встановлення найхарактерніших ознак аварій і НС та заходів близькості між двома об'єктами.

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ

Щоб аналізувати варіанти залучення різних служб, задіяних в ліквідації НС, у багатьох великих містах, в тому числі і Smart City, створені спеціальні ситуаційні центри, які мають в своєму арсеналі не тільки високопрофесійних фахівців, а й оснащені інтелектуальними СППР. Крім безпосередньо обчислювального ядра в подібних СППР задіяні і системи моніторингу місць виникнення НС, зокрема, на транспортних міських розв'язках [3].

До завдань подібних підсистем моніторингу та всієї СППР в цілому входить формування актуальної картини подій (особливо аварій і НС) в Smart City.

Застосування методів кластерного аналізу (КА) для вирішення завдання дослідження обґрунтовується необхідністю групувати різні багатовимірні об'єкти, кожен з яких описує НС або велику аварію в інфраструктурі Smart City. Відповідно до класичними методами КА окремі НС чи аварії будуть описані як точки в певному геометричному просторі з подальшим виділенням груп цих точок (кластерів, таксонів). Методи КА дозволяють виділити компактні, відокремлені одна від одної групи НС. І вже на наступному етапі, передбачається «природне» розбиття множини таких точок (НС або аварій) на області скупчення. Це дозволить зробити висновки про однорідність варіантів дій при ліквідації НС, які належать одному кластеру.

Методи КА можуть бути використані для аналізу НС в Smart City в таких випадках [3]:

дані про НС представлені у вигляді матриць близькості або відстаней між конкретними ситуаціями (1):

$$L = \begin{Bmatrix} 0 & L_{12} & \dots & L_{1n} \\ L_{21} & 0 & \dots & L_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ L_{n1} & L_{n2} & \dots & 0 \end{Bmatrix}, \quad (1)$$

де L_{ij} – відстань між параметрами векторів $l(E_i, E_j)$, E_i, E_j – НС на транспорті в Smart City; n – кількість НС на транспорті в Smart City (або потужність бази даних (БД) з НС);

дані про НС представлені у вигляді точок багатовимірного простору (2):

$$E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\} = \begin{Bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1m} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{n1} & e_{n2} & \dots & e_{nm} \end{Bmatrix}, \quad (2)$$

де E_i – конкретна НС на транспорті в Smart City; e_{ij} – значення конкретного j -го параметра i -ї НС (аварії) в Smart City; m – кількість параметрів, які характеризують НС, і збережених в БД з НС).

У процесі аналізу НС в Smart City можна застосовувати обидва наведених висловлювання для представлення даних. Однак, якщо кількість даних досить велика і відповідно кількість записів в БД буде великою, більш доцільно використовувати вираз (2). Це пов'язано з тим, що матриця близькості при збільшенні БД НС на одну таку ситуацію збільшується на наступну величину:

$$\left((a+1)^2 - a^2 \right), \quad (3)$$

де a – початкова кількість НС у БД.

А крім того, при першому способі при додаванні нового запису про НС в БД необхідно обчислювати її ступеня близькості (відстані) до кожної наявної в БД записи про НС.

Постановка задачі.

Завдання КА НС (аварій) на міському транспорті можна сформулювати так. Нехай існує безліч НС (аварій) пішки $E = \{E_i\} (i = \overline{1, n})$. Кожна з НС може бути описана m характеристиками. Наприклад, можна розглядати такі характеристики: положення (координати) НС на карті міста; населеність в місці НС; небезпека місця, де сталася НС; близькість до зупинок суспільного транспорту; час виникнення НС; та інші. Потрібно розбити статичний m -мірний діапазон зміни значень аналізованих ознак НС на інтервали і угруповання. Це означає, що безліч E_i необхідно розбити на $k (k \leq n)$ кластерів таким чином, щоб конкретна НС E_i належала тільки одному кластеру. Основною умовою при цьому є максимальна схожість НС, що належать одному кластеру. А крім того необхідно щоб НС з різних кластерів максимально відрізнялися.

Визначення відстані і ступеня близькості НС пішки

Складність вирішення завдання по формалізації КА НС пов'язана з визначенням поняття їх однорідності і слабкою структурованістю вихідних даних.

У загальному випадку однорідність двох НС на міському транспорті можна визначити завданням правила розрахунку L_{ij} величини. Дана величина L_{ij} характеризує відстань між об'єктами E_i і E_j які належать досліджуваній безлічі НС $E = \{E_i\} (i = \overline{1, n})$. Також можна говорити про ступінь близькості $\omega(E_i, E_j)$ між ситуаціями i і j . В процесі КА будемо порівнювати відстань між об'єктами, і паралельно порівнювати її з певними граничними значеннями. Такий підхід доцільний якщо необхідно визначати $\omega(E_i, E_j)$ в ході формування однорідних кластерів НС на міському транспорті. В ході КА повинні дотримуватися такі вимоги:

- симетричність $\omega(E_i, E_j) = \omega(E_j, E_i)$;
- максимальну схожість НС $\omega(E_i, E_i) = \max(\omega(E_j, E_i))$;
- відповідності відстаней між НС і ступенів близькості між ними, відповідно: if $a(E_1, E_2) \geq a(E_2, E_3)$ then $\omega(E_1, E_2) \leq \omega(E_2, E_3)$.

Відстанню між НС E_i і E_j чи метрикою відповідно до [11] будемо вважати $a(E_i, E_j)$ функцію, якщо:

- 1) $a(E_i, E_j) \geq 0$ для всіх E_i і E_j з $E = \{E_i\} (i = \overline{1, n})$;
- 2) $a(E_i, E_j) = 0$ тільки якщо $E_i = E_j$;

$$3) a(E_i, E_j) = a(E_j, E_i);$$

4), $a(E_i, E_j) \leq a(E_i, E_k) + a(E_k, E_j)$, де E_i, E_j, E_k – будь-які три НС на міському транспорті з безлічі з безлічі $E = \{E_i\} (i = \overline{1, n})$.

При КА НС виникає проблема вимірювання відстані між окремими ситуаціями. При цьому можуть виникати такі труднощі:

- вибір способу нормування;
- визначення відстані між об'єктами в кластері.

Ґрунтуючись на роботах [1-4] в якості основної метрики для розроблюваної СППР в ході аналізу НС на міському транспорті було вибрано евклідову відстань (Євр). Такий вибір обумовлений тим, що це одна з найбільш використовуваних метрик в КА. А крім того, євр відповідає класичним статистичним конструкціям.

Тоді в обчислювальному модулі СППР, див. Рис. 2 формула для розрахунку загального Євр буде виглядати так:

$$a_d(E_i, E_j) = \sqrt{(e_{i1} - e_{j1})^2 + (e_{i2} - e_{j2})^2 + \dots + (e_{im} - e_{jm})^2}, \quad (4)$$

де $a_d(E_i, E_j)$ - Євр між двома НС на міському транспорті в Smart City;

$e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{im}$ – вектор значень характеристик, які описують i -ту НС на міському транспорті в Smart City;

$e_{j1}, e_{j2}, \dots, e_{jm}$ – вектор значень характеристик, які описують j -ту НС на міському транспорті в Smart City.

Евклідова відстань в СППР застосовується якщо:

- 1) значення параметрів $e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{im}$ однорідні за своїм фізичним змістом;
- 2) встановлено, що всі параметри НС однаково важливі в ході аналізу для вирішення завдання віднесення НС до певного кластеру.

Також в СППР використовувалася величина $a_d(E_i, E_j)^2$.

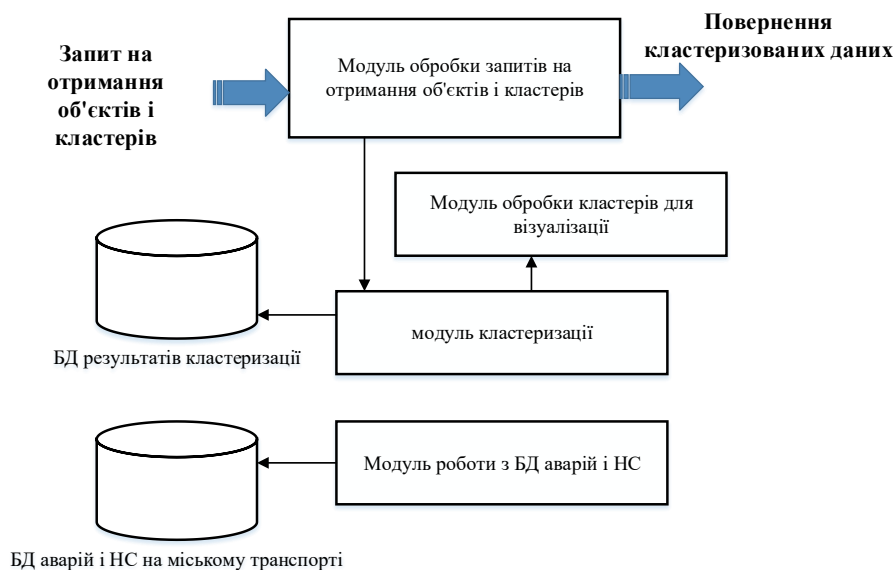


Рис. 2. Структура СППР для аналізу НС на міському транспорті в Smart City

$$\alpha_d(E_i, E_j)^2 = (e_{i1} - e_{j1})^2 + (e_{i2} - e_{j2})^2 + \dots + (e_{im} - e_{jm})^2. \quad (5)$$

Якщо в ході КА необхідно визначати «ваги» кожної характеристики α_i НС на міському транспорті (наприклад, близькість місця аварії або НС від зупинок громадського транспорту та затримка в графіку руху), яка буде пропорційна ступеню важливості НС з точки зору віднесення певної її до конкретного кластеру, то доцільно застосувати «зважену» евклідову відстань [11]:

$$\alpha_{dw}(E_i, E_j) = \sqrt{\alpha_1 \cdot (e_{i1} - e_{j1})^2 + \alpha_2 \cdot (e_{i2} - e_{j2})^2 + \dots + \alpha_m \cdot (e_{im} - e_{jm})^2}, \quad (6)$$

де $\alpha_{dw}(E_i, E_j)$ - «зважена» Євр між двома НС E_i та E_j на міському транспорті в Smart City;

$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ ($0 \leq \alpha_l \leq 1$ ($l = \overline{1, m}$)) – вектор значень вагових коефіцієнтів, які відповідають характеристикам e_1, e_2, \dots, e_m НС на міському транспорті в Smart City.

Значення вагових коефіцієнтів $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ визначалися за допомогою навчальних вибірок НС на міському транспорті. А крім того, враховувалися думки і досвід експертів.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

На рис. 3 показаний загальний вигляд інтерфейсу розробленої СППР для аналізу НС на міському транспорті. Реалізація виконана в середовищі програмування Visual Studio 2019.

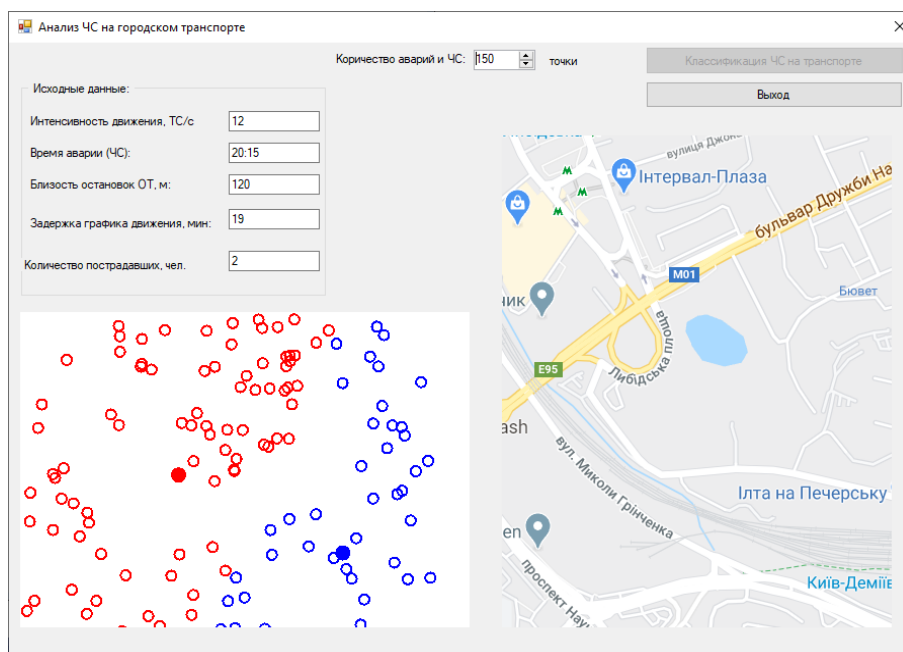


Рис. 3. Загальний вигляд інтерфейсу СППР для аналізу НС на міському транспорті

На рис. 3 показаний приклад результатів аналізу декількох великих аварій (або НС), які призвели до порушення графіків руху громадського транспорту в місті Києві в період з 2016 по 2018 р.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Таким чином, для аналізу НС на міському транспорті із застосуванням сучасних інформаційних технологій і систем підтримки прийняття рішень (СППР) можна використовувати методи кластерного аналізу (КА). Реалізація навіть базових алгоритмів КА в обчислювальному ядрі СППР дозволяє здійснювати ітераційний пошук оптимальних рішень для запобігання великої кількості НС на міському транспорті за рахунок встановлення характерних ознак аварій і НС та заходів близькості між двома об'єктами. Такий інструментарій як СППР, може надати усім зацікавленим особам науково обґрунтовані класифікації багатовимірних спостережень, які узагальнюють сукупність відібраних показників і виявляють внутрішні зв'язки між НС на міському транспорті. Порівняно невеликий досвід тестування СППР (на жаль тестування і дані були зібрані тільки за 2,5 року) показав, що в обчислювальному ядрі СППР при КА НС на міському транспорті доцільно використовувати «зважену» евклідова відстань. Саме цей параметр дозволяє враховувати значущість кожної характеристики НС на міському транспорті, що в свою чергу буде сприяти отриманню достовірних результатів аналізу.

Методи КА також можуть бути затребувані, коли поряд з аналізом НС на міському транспорті, паралельно вирішуються завдання з проектування та реконструкції конфігурацій вулично-дорожніх мереж, зокрема, для Smart City. Останнє завдання, вимагає проведення фази аналізу (не в останню чергу з застосуванням методів КА) для того, щоб мінімізувати зайві некомпенсуємі витрати в разі помилок в міській дорожньої мережі. При вирішенні подібних завдань, аналізу піддають ділянки вулично-дорожньої мережі Smart City з метою виявлення проблемних місць, які потребують реконструкції або перепланування. Застосування методів КА в подібних пов'язаних завданнях обумовлено відсутністю апріорних гіпотез щодо класів, які в результаті будуть отримані.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Thomas, G., Alexander, G., & Sasi, P. M. (2017). Design of high performance cluster based map for vehicle tracking of public transport vehicles in smart city. In 2017 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP) (pp. 1–5). IEEE.
2. Ghoneim, Osama A. "Traffic Jams Detection and Congestion Avoidance in Smart City Using Parallel K-Means Clustering Algorithm." Proceedings of International Conference on Cognition and Recognition. Springer, Singapore, 2018, 154-158.
3. Kaplan, S., & Prato, C. G. (2013). Cyclist–motorist crash patterns in Denmark: A latent class clustering approach. *Traffic injury prevention*, 14(7), 725–733.
4. Sun, M., Sun, X., & Shan, D. (2019). Pedestrian crash analysis with latent class clustering method. *Accident Analysis & Prevention*, 124, 50–57.
5. Maji, A., Velaga, N. R., & Urie, Y. (2018). Hierarchical clustering analysis framework of mutually exclusive crash causation parameters for regional road safety strategies. *International journal of injury control and safety promotion*, 25(3), 257–271.
6. Achu, A. L., Aju, C. D., Suresh, V., Manoharan, T. P., & Reghunath, R. (2019). Spatio-temporal analysis of road accident incidents and delineation of hotspots using geospatial tools in Thrissur District, Kerala, India. *KN-Journal of Cartography and Geographic Information*, 69(4), 255–265.



7. Liu, Z., Jia, H., & Wang, Y. (2020). Urban expressway parallel pattern recognition based on intelligent IOT data processing for smart city. *Computer Communications*, 155, 40–47.
8. Bellini, E., Nesi, P., Pantaleo, G., & Venturi, A. (2016, September). Functional resonance analysis method based-decision support tool for urban transport system resilience management. In *2016 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2)* (pp. 1–7). IEEE.
9. Sun, F., Pan, Y., White, J., & Dubey, A. (2016, May). Real-time and predictive analytics for smart public transportation decision support system. In *2016 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)* (pp. 1–8). IEEE.
10. Frez, J., Baloian, N., & Zurita, G. (2014, December). SmartCity: Public Transportation Network Planning Based on Cloud Services, Crowd Sourcing and Spatial Decision Support Theory. In *International Conference on Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence* (pp. 365–371). Springer, Cham.
11. Romesburg, C. (2004). *Cluster analysis for researchers*. Lulu. com. P.333.

**Valerii A. Lakhno**

Dr. Tech. Sc., Professor, Head of the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0001-9695-4543

valss21@ukr.net

Borys S. Husiev

Cand. Tech. Sc. (Ph.D.), Docent, Associate Professor at the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0003-1658-7822

gusevbs@nubip.edu.ua

Andrii I. Blozva

Cand. Pedagog. Sc. (Ph.D.), Associate Professor at the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0002-4377-0916

andriy.blozva@nubip.edu.ua

Andrii V. Sahun

Cand. Tech. Sc. (Ph.D.), Associate Professor at the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0002-5151-9203

a.sagun@nubip.edu.ua

Tetiana Y. Osypova

Cand. Pedagog. Sc. (Ph.D.), Associate Professor at the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0002-9199-3436

t_osipova@nubip.edu.ua

Ivan M. Porokhnia

Graduate student of the Department of Computer System and Networks
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID 0000-0003-0358-3283

closirr@gmail.com

DEVELOPMENT OF A DECISION SUPPORT SYSTEM FOR ANALYSIS OF EMERGENCIES ON URBAN TRANSPORT

Abstract. The article discusses some aspects of the design of a decision support system (DSS) module during the analysis of major accidents or emergencies in urban transport in large cities, megalopolises, as well as in Smart City. It is shown that the computational core of such a DSS can be based on the methods of cluster analysis (CA). It is shown that the implementation of even basic spacecraft algorithms in the computational core of the DSS allows an iterative search for optimal solutions to prevent a large number of emergencies in urban transport by establishing characteristic signs of accidents and emergencies and measures of proximity between two objects. It is shown that such a toolkit as DSS can provide all interested parties with a scientifically grounded classification of multidimensional observations, which summarize the set of selected indicators and make it possible to identify internal connections between emergencies in urban transport. The DSS module for analyzing emergencies in urban transport is described. It has been found that to solve such a problem, it is possible to use the "weighted" Euclidean distance in the computational core of the DSS. It is this parameter that makes it possible to take into account the significance of each characteristic of emergency situations in urban transport, which, in turn, will contribute to obtaining reliable analysis results. It is shown that the spacecraft methods can also be in demand when, along with the analysis of emergency situations in urban transport, problems of designing and reconstructing the configurations of urban street-road networks are solved in parallel. This task, in particular, requires an analysis phase (not least using CA methods) in order to minimize unnecessary uncompensated costs in the event of errors in the road network. When solving such a problem, sections of the urban street and road network are analyzed in order to identify problem areas that



need reconstruction or redevelopment. The use of CA methods in such conjugate problems is due to the absence of a priori hypotheses regarding the classes that will be obtained as a result.

Keywords: decision support system, cluster analysis, urban transport, analysis of accidents and emergencies.

REFERENCES

1. Thomas, G., Alexander, G., & Sasi, P. M. (2017). Design of high performance cluster based map for vehicle tracking of public transport vehicles in smart city. In 2017 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP) (pp. 1–5). IEEE.
2. Ghoneim, Osama A. "Traffic Jams Detection and Congestion Avoidance in Smart City Using Parallel K-Means Clustering Algorithm." Proceedings of International Conference on Cognition and Recognition. Springer, Singapore, 2018, 154-158.
3. Kaplan, S., & Prato, C. G. (2013). Cyclist–motorist crash patterns in Denmark: A latent class clustering approach. *Traffic injury prevention*, 14(7), 725–733.
4. Sun, M., Sun, X., & Shan, D. (2019). Pedestrian crash analysis with latent class clustering method. *Accident Analysis & Prevention*, 124, 50–57.
5. Maji, A., Velaga, N. R., & Urie, Y. (2018). Hierarchical clustering analysis framework of mutually exclusive crash causation parameters for regional road safety strategies. *International journal of injury control and safety promotion*, 25(3), 257–271.
6. Achu, A. L., Aju, C. D., Suresh, V., Manoharan, T. P., & Reghunath, R. (2019). Spatio-temporal analysis of road accident incidents and delineation of hotspots using geospatial tools in Thrissur District, Kerala, India. *KN-Journal of Cartography and Geographic Information*, 69(4), 255–265.
7. Liu, Z., Jia, H., & Wang, Y. (2020). Urban expressway parallel pattern recognition based on intelligent IOT data processing for smart city. *Computer Communications*, 155, 40–47.
8. Bellini, E., Nesi, P., Pantaleo, G., & Venturi, A. (2016, September). Functional resonance analysis method based-decision support tool for urban transport system resilience management. In 2016 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2) (pp. 1–7). IEEE.
9. Sun, F., Pan, Y., White, J., & Dubey, A. (2016, May). Real-time and predictive analytics for smart public transportation decision support system. In 2016 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP) (pp. 1–8). IEEE.
10. Frez, J., Baloian, N., & Zurita, G. (2014, December). SmartCity: Public Transportation Network Planning Based on Cloud Services, Crowd Sourcing and Spatial Decision Support Theory. In *International Conference on Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence* (pp. 365–371). Springer, Cham.
11. Romesburg, C. (2004). *Cluster analysis for researchers*. Lulu. com. P.333.

