

УДК 004.96

ПРОФІЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ ВОДІЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ДАНИХ, ОТРИМАНИХ З OBD-II ПРИСТРОЮ

Думма В.О., Скарга-Бандурова І.С., Міщенко Ю.Г.

PROFILING DRIVER BEHAVIOR USING DATA RECEIVED FROM AN OBD-II DEVICE

Dumma V.O., Skarga-Bandurova I.S., Mischenko Yu.G.

В роботі проаналізовано існуючі методи оцінювання поведінки водія, виділені їх можливості та обмеження. Для профілювання використовуються дані, отримані зі смартфона та OBD-II пристрою компанії VehicleMind. Методика оцінювання поведінки водія ґрунтується на засадах нечіткої логіки та, завдяки додатковому джерелу вхідних даних, дозволяє відрізнити продольні та бічні прискорення, виконувати більш точну оцінку поведінки і створення профілю водія. У запропонованому механізмі вважається, що водій характеризується інтегральною оцінкою, що являє собою комбінацію балів, отриманих під час руху в містах, приміських та позаміських районах.

Ключові слова: поведінка водія, профілювання, OBD-II пристрій, нечітке правило

Вступ. Останнім часом, профілювання поведінки водіння набуває актуальності в різних середовищах. Так, наприклад, на ринку страхування автомобілів схеми Usage Based Insurance (UBI) або Pay-As-You-Drive (PAYD) дозволяється адаптувати вартість страхового поліса до індивідуальної поведінки власника автомобіля. Крім того, дані щодо поведінки водіїв використовуються в системах управління автопарками для тимчасового проведення сервісних робіт та запобігання несправностей [1, 2]. Щоб відстежувати поведінку водія, було розроблено низку систем, що використовують виділені телематичні пристрої [3, 4], які реєструють різні параметри і події. Інформація, що реєструється цими пристроями, може бути витягнута вручну або відправлена через Інтернет по бездротовому з'єднанню. Крім того, у зв'язку зі збільшенням чутливості та поширенням мобільних пристроїв, таких як планшети і смартфони (наприклад, акселерометри, магнітометри, GPS), в останні роки були застосовані інструменти для оцінювання поведінки водіння за допомогою додатків. На ринку страхування автомобілів Aviva RateMyDrive [5] і StateFarm DriverFeedback [6] мають рейтинг найпопулярніших

мобільних додатків для iOS і Android. В обох випадках надана оцінка використовується в якості внеску для коригування вартості політики страхування, забезпечуючи скорочення політики до 20%. З іншого боку, Greenroad [1] є онлайн-платформним управлінням автопарком. На цій платформі водії використовують додаток, що зчитує дані, і регулярно відправляють дорожні траси в систему, яка в свою чергу агрегує показники різних водіїв, щоб надати адміністраторам автопарку опис індивідуальної та групової безпеки водіння, а також інформацію про економічність та екологічність (наприклад, витрата палива, викиди CO₂ та ін).

Проте, профілювання поведінки водіння через смартфони створює деякі проблеми з релевантністю показників (головним чином через те що смартфон фізично ніяк не зафіксований). Окрім того, смартфон немає жодного зв'язку з вбудованою системою автомобіля, що надає низку корисних даних (значення температури, коди помилок, рівень палива, напруги і т.д.). Отримати доступ до вбудованої системи автомобіля можна за допомогою системи бортової діагностики OBD-II (On-board diagnostics) [7]. Останнім часом на ринку стали з'являтися пристрої, що комбінують в собі зчитувач даних з OBD-II роз'єму та сенсори зі смартфонів (акселерометр, GPS ті інші), один з таких пристроїв розробляється в компанії VehicleMind [8].

Мета статті - запропонувати модель профілювання поведінки водіїв за допомогою даних отриманих з OBD-II пристрою розробленого компанією VehicleMind.

Пов'язані роботи. Eren та колеги [9] розробили алгоритм класифікації водіїв, який розрізняє ризикованих і безпечних водіїв. Вони розглядали згладжені прискорення, дані гіроскопа і магнітометра зі смартфонів для визначення часу початку і часу проведення подій (наприклад, раптових маневрів, агресивності, гальмування або прискорення) за допомогою алгоритму ковзного

середнього та емпіричних порогів. Автори обчислили схожість кожної події з даними шаблону (ризикованої та безпечної поведінки) з використанням алгоритму динамічної трансформації часової шкали (Dynamic Time Warping - DTW) і використовували Байєсову класифікацію, щоб вирішити, чи є поведінка водія безпечною або ризикованою. Пропонується оціночне дослідження для п'ятнадцяти водіїв з використанням iPhone і фіксованих точок відправлення та прибуття. Ця робота показує успішний відсоток класифікації 93,3%. Johnson [10] також запропонував заснований на DTW алгоритм профілювання драйвера, який використовує датчики, GPS і камеру під назвою MIROAD. У цій роботі були оцінені характеристики різних наборів датчиків для виявлення бічних і поздовжніх рухів. Після оцінки більш ніж 200 подій водіння автор показав, що набір злиття датчиків, що складається з швидкості обертання осі X, прискорення по осі Y та уклону, забезпечує найкращу ефективність класифікації з використанням DTW. Raefgen [11] був зосереджений на точності даних смартфонів для аналізу поведінки водія, в основному орієнтованого на ринок страхування. Після процесу калібрування, коли користувач вручну встановлює основний напрямок транспортного засобу, додаток для мобільних пристроїв починає збирати події прискорення, гальмування та керування рулем. Ці події спрацьовують, якщо чутливі дані перекривають деякі зумовлені порогові значення (тобто 0,1g для прискорення і гальмування і 0,2g для управління). Автори запропонували провести дослідження з вимірювання, щоб порівняти виявлення подій з використанням смартфонів-сенсорів проти телематичного пристрою. Вони відзначили, що розподіл лічильника подій відповідає різним статистичним розподілам, що в основному пояснювалося відмінностями і зрушенням між смартфоном і автомобілем. Проте, автори виявили деякі кореляції між подіями смартфона і телематичного пристрою і описали деякі можливі джерела помилок. You та колеги [12] запропонували CarSafe, додаток для смартфонів, який об'єднує інформацію з передніх і задніх камер, датчиків і GPS для виявлення небезпечних подій водіння. Зокрема, автори показали, що сонливість (основна причина ДТП [13]) може бути виявлена з використанням алгоритмів обробки передньої камери і обробки зображень з точністю 85%. З метою надання водіям корисних порад, спрямованих на зниження споживання енергії, Агаццо та колеги [14] запропонували додаток для смартфонів, який об'єднує GPS і інформацію з шини CAN (з використанням OBD-пристрою). Деякі з порад, які може надати додаток - вимкнути двигун, переключити передачу раніше або збавити швидкість. В якості вхідних даних вони враховуються середні, мінімальні і максимальні значення швидкості, прискорення і споживання палива, і ці дані об'єднуються в нечіткій системі. Вони оцінили і підтвердили свої алгоритми на

платформі Android, яка використовується в декількох експериментах в одному автомобілі. Castignani та колеги [15] зчитували показники з акселерометру й GPS зі смартфона та знайшли зв'язок між цими показниками й показниками з OBD-II пристрою. Вони запропонували математичну модель для визначення поведінки водія з використанням нечітких множин та нечітких правил. Експеримент проводився на 20 автомобілях у 550 подорожах логістичної компанії Люксембургу в ході якого були вираховані показники безпечності водіння для кожного водія.

Таким чином, профілювання поведінки водіїв є актуальною задачею в сферах пов'язаних з безпекою дорожнього руху, особливо за умов збільшення кількості автомобілів та водіїв. Разом с тим, задача профілювання поведінки водіїв наразі не є цілком вирішеною, оскільки не було запропоновано надійного та стандартизованого методу оцінювання поведінки водіїв. Вирішення цієї проблеми вимагає застосування новітніх підходів з використанням даних зібраних з різних джерел, таких як сенсори та вбудована діагностична система автомобіля.

Інтелектуальні методи, такі як нейронні мережі, також використовуються в області профілювання поведінки водіїв. Нейромережі виявилися достатньо ефективною технікою для вивчення вибірки вхідних та вихідних залежностей. У випадку прогнозування рухових маневрів з використанням нейронних мереж, вхідними даними мережі можуть бути параметри поведінки, такі як швидкість руху автомобіля, швидкість і відношення або кут рульового колеса. В той час як вихідними даними можуть бути модель, що передбачує маневр та оцінює його. Booth [16] запропонувала інтелектуальну систему, засновану на нейронній мережі, для нестійкого оцінювання поведінки водія, в якій використовувався метод зворотного поширення помилки для ідентифікації та розпізнавання маневрувань. Робота показує як різні водії виконують маневр обгону. Цей метод має високу точність, але існує потреба в багатьох зовнішніх датчиках, що призводить до збільшення витрат, крім того, автори відзначають, що експериментальні дані були зібрані на основі симулятора. Автори [17] використовували нейронну мережу для виявлення та прогнозування поведінки водія на основі алгоритму глибокої ретрансляції. Було залучено багато пристроїв для збору даних, таких як камера, GPS, шина та мікрофони для підвищення точності прогнозування. Дуже точні результати були досягнуті, але розмаїття використовуваних пристроїв призвели до збільшення часу обробки. Нейронна мережа використовується для того, щоб навчитися виконувати обгінні маневри, які були впроваджені в роботі Kraiss та колег [18], виходячи з поздовжнього та бокового положення, на яких вони визначили тип керування. Вони використовували три архітектури мереж в системі і застосовували алгоритм розповсюдження для виявлення. Mitrović та колеги [19] побудували модель для прогнозування бічного

та подовжнього прискорення автомобіля шляхом підготовки нейронної мережі. Помилка прогнозування була дуже низькою. Навіть незважаючи на те, що нейронні мережі є потужними механізмами навчання, основний їх недолік полягає в тому, що їх дуже важко проаналізувати, оскільки інформація, яку вони кодують, нелегко інтерпретувати. Інший недолік полягає в тому, що більшість нейромереж не в змозі обробляти часові послідовності точок даних, а лише обчислюють вихід для одного вектору даних в часі. У сфері моделювання поведінки водія, особливо для прогнозування рухових маневрів, дані, як правило, складаються з послідовностей окремих фаз і включають в себе цю актуальну інформацію.

Як вже було сказано раніше, існуючі механізми профілювання водіїв засновані на множинних вхідних даних і механізмах класифікації. Комерційні програми, такі як Greenroad [1], покладаються на дані GPS і смартфона для пошуку подій. У цьому додатку оцінка потім просто обчислюється як частота події, тобто кількість подій на одиницю відстані, які додаток підраховує. В цьому випадку всі типи подій мають однаковий пріоритет для підрахунку рейтингу і об'єднує їх глобальному лічильнику подій. Проблема цього підходу в тому, що різні події повинні мати різний вплив на кінцеву оцінку поведінки водія, тобто перевищення швидкості у місті та поза містом мають різний показник ризикованості. Castignani та колеги [15] представили нову платформу, засновану тільки на даних смартфона, яка використовує комбіновані дані нечіткої множини і правила виведення і видає достовірну оцінку. Вимірювальні дані з смартфона фільтруються, і події виявляються для різних показників. Потім вхідні дані згладжуються, а в механізмі нечіткого виведення застосовуються нечіткі правила. Нарешті, процес дефазифікації дозволяє отримати оцінку (від 0 до 100). Цей підхід взятий за базовий для розробленої нами системи.

Основна частина. У загальному вигляді, схема руху інформації від автомобіля, що оснащений OBD-II пристроєм до сервера кінцевої обробки даних представлена на рис. 1.

Дані з датчиків OBD-II пристрою поступають на сервер первинної обробки, де проводиться їх очищення, фільтрація та, за необхідності, стиснення, далі дані завантажуються у сховище, і обробляються

різними способами в залежності від поставленої задачі, наприклад, для створення профілю водія.

А. Дані та змінні вхідних даних

Для розробленої системи вхідні дані ґрунтуються на інформації, отриманій з чотирьох сенсорів: GPS, акселерометр, магнітометр та датчик гравітації. Нижче надано опис вхідних змінних.

1) Перевищення швидкості. Швидкість є корисною метрикою, яка характеризує поведінку водія. Для того, щоб обчислити швидкість, будемо розраховувати різницю між швидкістю руху автомобіля при кожному оновленні місця та обмеженням швидкості для цього конкретного місця. Що стосується обмеження швидкості, ми можемо отримати ліміт швидкості на місце розташування за допомогою web-сервісу від Google - Roads API. Розглянемо три вхідні змінні для перевищення швидкості. По-перше, відносний час перевищення швидкості OS_T – це нормалізована кількість часу, коли водій перевищує швидкість, тобто $OS_T = 0$ означає відсутність перевищення швидкості, а $OS_T = 1$ означає, що водій перевищував швидкість протягом повної тривалості поїздки. Також розглядаємо середню величину перевищення швидкості OS_A та максимальну перевищення швидкості OS_P для кожного водія.

2) Швидкість керування. Для того, щоб виміряти поведінку керування водіїв, розглянемо азимут, що надається GPS. Азимут вказує напрямок транспортного засобу як відносний кут (від 0 до 360°) на північ. Обчислимо швидкість руху як зміну азимута для двох послідовних оновлень GPS (γ %/s). Треба зауважити, що швидкість керування також може бути кількісно визначена за допомогою внутрішнього гіроскопа та магнітометра, але в експериментах було виявлено високий рівень шуму в даних датчиків [15]. У випадку керування розглянемо три вхідні змінні для нечіткої системи. По-перше, кількість помірних і агресивних змін положення керма на кілометр, BE_M і BE_A відповідно. Спираючись на емпіричні висновки [15], помірні рухові події (BE_M) - це ті, в яких зміна азимута перевищує 10 %/s, агресивних подій (BE_{MA}), припускає, що зміна азимута перевищує 40 %/s. Крім того, будемо розглядати як вхід максимальний коефіцієнт зміни азимуту (BR_P) для кожного водія.

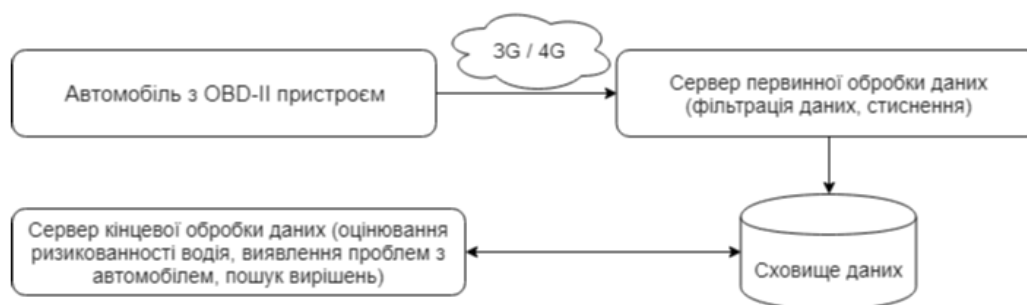


Рис. 1. Схема роботи

3) Лінійне прискорення. Для того, щоб отримати величину прискорення та гальмування в осі зсуву транспортного засобу розглянемо різницю швидкості з GPS. На відміну від акселератора, який має високу частоту дискретизації (від 10 Гц до 100 Гц), лінійне прискорення з GPS забезпечується з частотою дискретизації 1 Гц. Для класифікатора будуть розглянуті чотири вхідні змінні, засновані на лінійному прискоренні GPS, тобто швидкість зміни швидкості (в m/c^2) між двома зразками GPS. Перші дві змінних - це максимальне позитивне (GA_P) та негативне (GA_N) лінійне прискорення. По-друге, розглянемо кількість помірних (GA_M) і агресивних (GA_A) подій на кілометр. Помірні події лінійного прискорення - це ті, чий абсолютні значення перевищують $1 m/c^2$, а агресивні події - ті, значення яких перевищують $2,5 m/c^2$ [15].

4) Повне прискорення. Визначимо повне прискорення величини вектору прискорення, виміряного з акселерометра OBD-II пристрою (a_D в m/c^2) в системі координат системи після видалення гравітаційного компонента. X-компонент цього вектору вказує на праву сторону автомобіля, Y-компонент вказує на верхню частину автомобілю, компонент Z є паралельним колесам автомобілю. Для перетворення вектору прискорення в земну систему координат a_E , програма обчислює матрицю обертання R і обчислює добуток:

$$a_E = R \cdot a_D.$$

Загальне прискорення обчислюється як норма вектору прискорення $\|a_E\|$. Важливо зауважити, що якщо загальне прискорення використовується як метрика, то не має потреби перетворювати вектор розгону на іншу координатну систему. Подібно [15], в якості вхідних параметрів для класифікатора в цій роботі використані параметри SA_M та SA_A , тобто кількість помірних та агресивних подій швидкості на кілометр відповідно. Подія помірного прискорення спрацьовує при $<3m/c^2$, а подія агресивного прискорення відбувається, при $\geq 3m/c^2$. Ці значення отримані з попередніх емпіричних досліджень [11, 13] та аналізу перевірок експериментів. Треба зауважити, що в роботі [15] автори розглянули прискорення датчика, як загальну величину відстані, оскільки через шум у акселерометрі сигналу (наприклад, зміна орієнтації, маніпулювання телефоном) було важко відрізнити продольні та бічні прискорення надійним способом, але в нашому випадку положення OBD-II пристрою фіксоване, тому запропонована технологія в подальшому може бути значно покращена. Також було виявлено, що дані про прискорення з акселерометру та з GPS показують практично ту ж саму інформацію, що і в [15], тому показник повного прискорення не буде використаний у запропонованому методи оцінки поведінки водія.

Б. Нечіткі набори

В запропонованому підході водій характеризується набором наступних змінних:

- параметри перевищення швидкості (OS_T, OS_A, OS_P),
- параметри прискорення та гальмування GPS (GA_P, GA_N, GA_A, GA_M),
- характеристики прискорення датчика (SA_M, SA_A),
- рухові події керування (BE_A, BE_M, BE_P).

Ці вхідні змінні перетворюються в лінгвістичні значення, щоб полегшити визначення правил.

Нечіткі множини для вхідних змінних є трикутними і в усіх випадках містять три лінгвістичні значення: Low – низьке (L), Medium – середнє (M) та High - високе (H). Межі кожного набору були визначені на основі емпіричних даних та вивчення попередніх досліджень, зокрема [13].

Вихідною змінною є узагальнена оцінка поведінки водія S_i . Для визначення S_i в цій роботі використовується чотири категорії: Calm - спокійний (CA), Average - середній (AV), Moderate - помірний (MO) та Aggressive - агресивний (AG). Нечіткий набір вихідної змінної ілюструється на рис. 2.

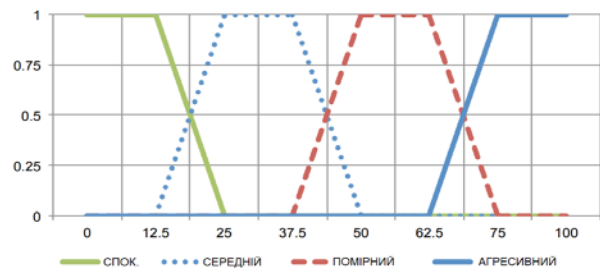


Рис. 2. Нечіткий набір вихідної змінної S_i

В. Нечіткі правила та їх підрахунок

Для отримання інтегральної характеристики S_i розроблено набір нечітких правил, які поєднують різні вхідні змінні. Приклад правила для комбінацій даних про перевищення швидкості (OS_T, OS_A, OS_P) виглядає наступним чином:

$$OS_T = OS_A(L) = OS_P(L) = L \Rightarrow CA.$$

Таке представлення показує що водії, які мають низьку тривалість перевищення швидкості, а також низьке середнє та максимальне перевищення швидкості, є спокійними.

Помірні та агресивні події з прискоренням датчика об'єднані в 9 правил. Наприклад:

$$SA_M = SA_A(M) = M \Rightarrow MO.$$

Дані GPS-прискорення та гальмування також об'єднані в дві підмножини з 9 правил у кожній.

У першій підмножині поєднані помірні та агресивні події прискорення. У другій розглядаються всі можливі комбінації

максимального прискорення та гальмівних величин, що вимірюються в м/с^2 . Наприклад, правило

$$GA_N = GA_P(M) = M \Rightarrow MO,$$

вказує на те, що водій, який досяг середньої величини прискорення та гальмування, класифікується як помірний. Аналогічно, правило для максимальної швидкості зміни положення керма виглядає наступним чином:

$$BE_P = M \Rightarrow AV.$$

Вихідне значення кожного правила обчислюється з відповідним ступенем приналежності. В результаті, кожне правило формує вектор категорій:

$$K = \{(k_1; \mu_1), (k_2; \mu_2), \dots, (k_n; \mu_n)\}$$

з відповідними ступенями приналежності μ_i , де k_i може приймати одне зі значень, що характеризують поведінку водія: CA , AV , MO , або AG . У тому випадку, коли декілька правил належать до однієї категорії, вибирається мінімальна ступінь серед цих правил.

Вихідне значення розраховується шляхом обчислення логічної суми кожного виходу. Наприклад, для значень $(AV, 0.5)$ та $(MO, 0.2)$ обидва виходи підсумовуються для отримання остаточного результату і в процесі дефазифікації застосовується

алгоритм центра мас, який обчислює центр тяжіння області під кривою і виводить оцінку (S) як координату x цієї точки.

У запропонованому механізмі оцінки вважається, що водій має інтегральну оцінку S_i , що являє собою комбінацію балів, отриманих під час руху в містах (S_C), у приміських районах (S_S) та позаприміських районах (S_E). Нарешті, коефіцієнт водія вираховується як зважена сума кожної окремої оцінки [20], тобто:

$$S_i = S_C \cdot \mu_C + S_S \cdot \mu_S + S_E \cdot \mu_E.$$

Результати Для збору експериментальних даних була використана інформація отримана за допомогою прототипу пристрою компанії VehicleMind з вантажівок канадської компанії PartsAvatar [21], під час щоденних доставок товарів. На рис. 3 зображено приклад маршруту вантажівки за 19 листопада 2018 року у місті Торонто. Для експерименту використовувалися п'ять вантажівок Volkswagen Transporter T5 2014 року випуску.

Для тестових даних були розраховані параметри необхідні для профілювання поведінки водія. На рис. 4 показана підмножина вхідних змінних отриманих у ході експерименту. Порівнюючи отримані дані з даними наданими у [15] для різних водіїв в приміських середовищах, можна зробити висновок, що вхідні дані отримані з різних пристроїв у різних експериментах є дуже схожими, отже вихідні дані будуть релевантними.

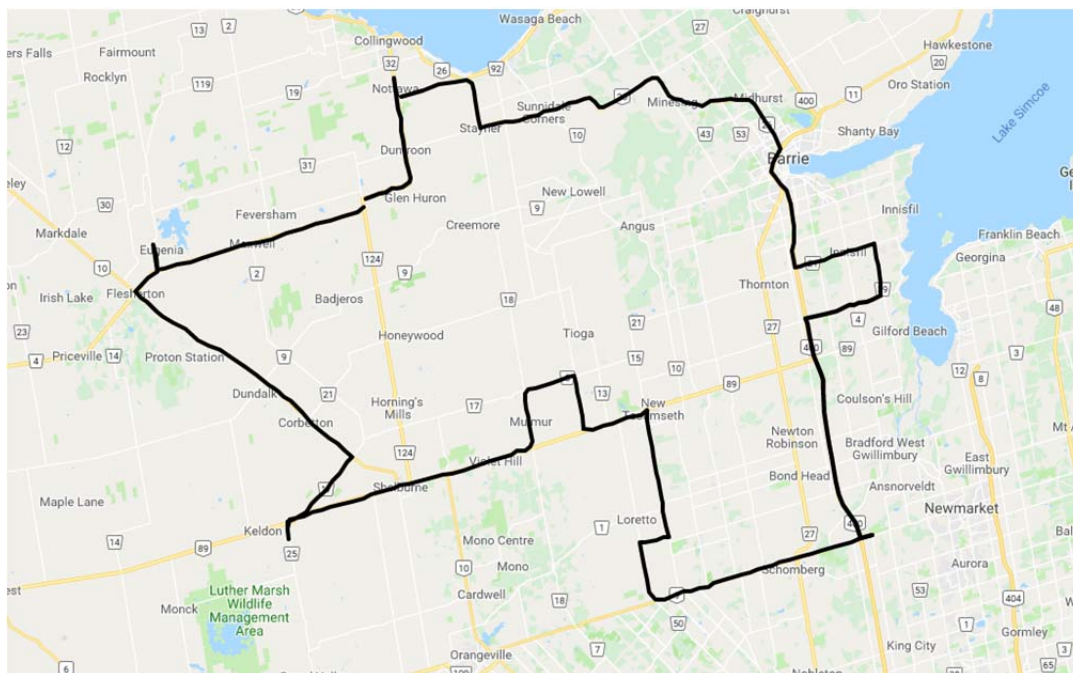


Рис. 3. Приклад маршруту вантажівки

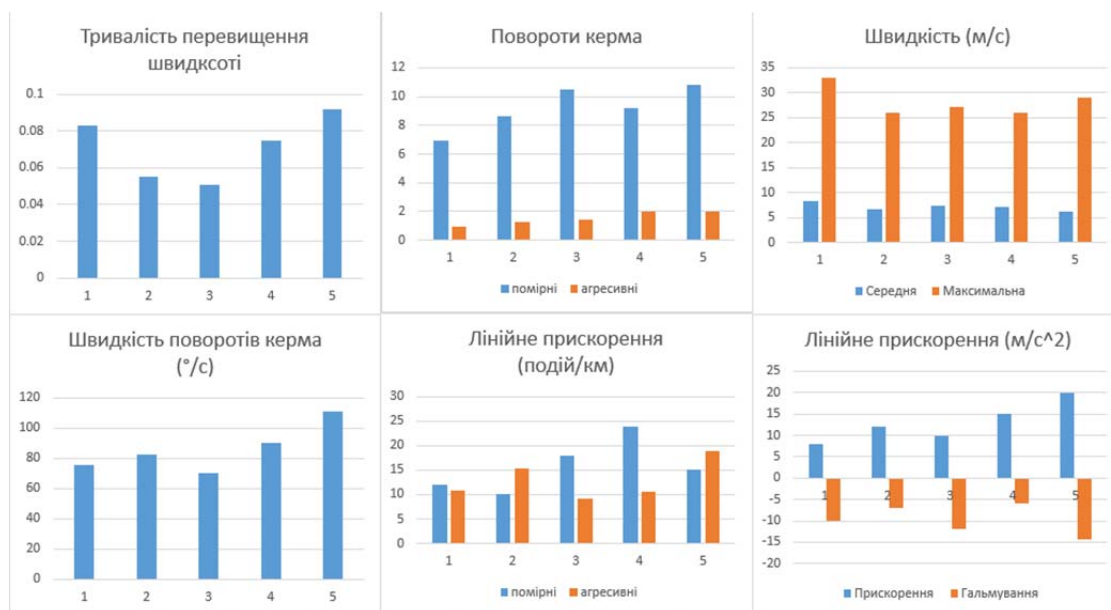


Рис. 4. Підмножина вхідних даних з поставленого експерименту

Висновок. У цій роботі було розглянуто методику оцінювання водіння за допомогою нечіткої логіки та можливість її використання з пристроєм, який розробляється компанією VehicleMind. Було проаналізовано та адаптовано до вимог правила нечітких систем, які поєднують в собі дані з метою надання єдиного балу для характеристики різних водіїв. Був проведений експеримент для визначення доцільності використання OBD-II пристрою та обраного методу профілювання.

Для майбутньої роботи планується провести масштабне тестування методики профілювання та вирішити проблему «шумів» в акселерометрі, задля того щоб покращити оцінку прискорення. Також планується визначити коефіцієнти, які залежать від типу транспортного засобу (легковий автомобіль, вантажівка).

Література

- Greenroad. Introducing the revolutionary GreenRoad Smartphone Edition – GreenRoad [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://greenroad.com/uk/tour/smartphone>.
- Fleet Maintenance Software - The Preferred Management Software - Fleetio [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.fleetio.com>.
- Ingenie Services Limited. Car insurance for young drivers - Ingenie [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.ingenie.com>.
- Towergate. Fair Pay a radical new approach to motor insurance – Towergate [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.fairpayinsurance.co.uk>.
- Aviva PLC. Aviva Drive – Aviva [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.aviva.co.uk/drive>.
- State Farm Mutual Automobile Insurance Company. State Farm DriverFeedback – StateFarm [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.statefarm.ca/about/mobile>.
- On-board diagnostics - Wikipedia [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://en.wikipedia.org/wiki/On-board_diagnostics
- Vehicle Mind - The Best Auto OBD Scanner and Tracker - VehicleMind [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://www.vehiclemind.com>
- Eren H. Estimating driving behavior by a smartphone / H. Eren, S. Makinist, E. Akin, A. Yilmaz. // IV IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – 2014. – pp. 234-239.
- Johnson D.A. Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform / D.A. Johnson, M.M. Trivedi // 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). – 2014. – pp. 1609-1615.
- J. Paefgen, F. Kehr, Y. Zhai, and F. Michahelles. Driving behavior analysis with smartphones: Insights from a controlled field study. page 1.ACM Press, 2014.
- You C.-W. CarSafe: a driver safety app that detects dangerous driving behavior using dual-cameras on smartphones / C.-W. You, M. Montes-de Oca, T.J. Bao, N.D. Lane, H. Lu, G. Cardone, L. Torresani, A.T. Campbell // UbiComp'12, New York, NY, USA. – 2015.
- U.D.o.T. National Highway Traffic Safety Administration. The 100-car naturalistic driving study - phase II results of the 100-car field experiment. Technical Report DOT HS 810 593, 2016.
- Araujo R. Driving coach: A smartphone application to evaluate driving efficient patterns / R. Araujo, A. Igreja, R. de Castro, R. Araujo // IV IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – 2014. – pp. 1005–1010.
- Castignani G. Driver Behavior Profiling using Smartphones / G. Castignani and Raphael Frank // International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems. – 2014.
- Booth A. Using Neural Networks to Improve Behavioural Realism in Driving Simulation Scenarios / A. Booth, 2017.
- Olabi, O. Driver Action Prediction Using Deep (Bidirectional) Recurrent Neural Network / O. Olabi, E. Martinson // California, USA. 2017.
- Kraiss K.P. Identification and application of neural operator models in a car driving situation / K.P. Kraiss and H. Kuttelwesch // IFAC Symposia Series. – 2016. –Vol. 5.

19. Mitrovic D. Machine learning for car navigation / D. Mitrovic // International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. – 2016. – pp. 670-675.
20. Heck K. E. Driving among urban, suburban and rural youth in California / K.E. Heck, K.C. Nathaniel // Youth Development, p. 11.
21. PartsAvatar - PartsAvatar.ca: Canada Online Auto Parts, Body Parts & Accessories - PartsAvatar [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://partsavatar.ca>

References

1. GreenRoad. Introducing the revolutionary GreenRoad Smartphone Edition – GreenRoad Available from: <http://greenroad.com/uk/tour/smartphone> (12 Oct. 2018).
2. Fleet Maintenance Software - The Preferred Management Software - Fleetio Available from: <https://www.fleetio.com> (12 Oct. 2018).
3. Ingenie Services Limited. Car insurance for young drivers - Ingenie Available from: <http://www.ingenie.com>.
4. Towergate. Fair Pay a radical new approach to motor insurance – Towergate Available from: <http://www.fairpayinsurance.co.uk> (22 Oct. 2018).
5. Aviva PLC. Aviva Drive Available from: <http://www.aviva.co.uk/drive> (12 Oct. 2018).
6. State Farm Mutual Automobile Insurance Company. State Farm DriverFeedback – StateFarm Available from: <http://www.statefarm.ca/about/mobile> (03 Nov. 2018).
7. On-board diagnostics - Wikipedia Available from: https://en.wikipedia.org/wiki/On-board_diagnostics
8. Vehicle Mind - The Best Auto OBD Scanner and Tracker - VehicleMind Available from: <http://www.vehiclemind.com> (12 Oct. 2018).
9. Eren H. Estimating driving behavior by a smartphone / H. Eren, S. Makinist, E. Akin, A. Yilmaz. // IV IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – 2014. – pp. 234-239.
10. Johnson D.A. Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform / D.A. Johnson, M.M. Trivedi // 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). – 2014. – pp. 1609-1615.
11. J. Paefgen, F. Kehr, Y. Zhai, and F. Michahelles. Driving behavior analysis with smartphones: Insights from a controlled field study. page 1.ACM Press, 2014.
12. You C.-W. CarSafe: a driver safety app that detects dangerous driving behavior using dual-cameras on smartphones / C.-W. You, M. Montes-de Oca, T.J. Bao, N.D. Lane, H. Lu, G. Cardone, L. Torresani, A.T. Campbell // UbiComp'12, New York, NY, USA. – 2015.
13. U.D.o.T. National Highway Traffic Safety Administration. The 100-car naturalistic driving study - phase II results of the 100-car field experiment. Technical Report DOT HS 810 593, 2016.
14. Araujo R. Driving coach: A smartphone application to evaluate driving efficient patterns / R. Araujo, A. Igreja, R. de Castro, R. Araujo // IV IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – 2014. – pp. 1005-1010.
15. Castignani G. Driver Behavior Profiling using Smartphones / G. Castignani and Raphael Frank // International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems. – 2014.
16. Booth A. Using Neural Networks to Improve Behavioural Realism in Driving Simulation Scenarios / A. Booth, 2017.
17. Olabiyi, O. Driver Action Prediction Using Deep (Bidirectional) Recurrent Neural Network / O. Olabiyi, E. Martinson // California, USA. 2017.

18. Kraiss K.P. Identification and application of neural operator models in a car driving situation / K.P. Kraiss and H. Kuttelwesch // IFAC Symposia Series. – 2016. –Vol. 5.
19. Mitrovic D. Machine learning for car navigation / D. Mitrovic // International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. – 2016. – pp. 670-675.
20. Heck K. E. Driving among urban, suburban and rural youth in California / K.E. Heck, K.C. Nathaniel // Youth Development, p. 11.
21. PartsAvatar - PartsAvatar.ca: Canada Online Auto Parts, Body Parts & Accessories - PartsAvatar Available from: <https://partsavatar.ca> (02 Oct. 2018).

Думма В.О., Скарга-Бандурова І.С., Мищенко Ю.Г. Профілювання поведінки водія з використанням даних, отриманих з OBD-II пристрою

В роботі проаналізовані існуючі методи оцінки поведінки водія, виділені їх можливості і обмеження. Для профілювання використані дані, отримані з смартфонів і OBD-II пристрою компанії VehicleMind. Методика оцінки поведінки водія ґрунтується на принципах нечіткої логіки і, завдяки додатковому джерелу вхідних даних, дозволяє відіяти продольні і бокові прискорення, виконати більш точну оцінку поведінки водія. В запропонованому механізмі передбачається, що водій характеризується інтегрованою оцінкою, яка представляє собою комбінацію балів, отриманих в час руху в містах, пригородних і загородних районах.

Ключові слова: поведінка водія, профілювання, OBD-II пристрій, нечітке правило

Dumma V.O., Skarga-Bandurova I.S., Mischenko Yu.G. Profiling driver behavior using data received from an OBD-II device

The paper analyzes the existing methods for assessing the behavior of the driver, highlight their capabilities and limitations. For profiling, the data obtained from the smartphone and OBD-II devices of the VehicleMind are used. The method of assessing driver behavior is based on the principles of fuzzy logic and due to additional source of input data, allows us to distinguish between longitudinal and lateral accelerations, as well as perform a more accurate assessment of behavior while creating a driver profile. In the proposed mechanism, it is assumed that the driver is characterized by integrated estimation, which is a combination of points obtained while driving in cities, suburban and suburban areas.

Keywords: driver behavior, profiling, OBD-II device, fuzzy rule

Думма Віталій Олегович, магістрант кафедри комп'ютерних наук та інженерії Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля, email: vetalzylo@gmail.com

Скарга-Бандурова Інна Сергіївна, д.т.н., зав. кафедри комп'ютерних наук та інженерії Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля, email: skarga-bandurova@snu.edu.ua

Мищенко Юрій Григорович, ст. викл. кафедри комп'ютерних наук та інженерії Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля, email: mishchenko49@gmail.com

Рецензент: д.т.н., проф. **Чернецька-Білецька Н.Б.**