

УДК 656.131

Федосова І. В., Осадчий М. С.

СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ АВТОМОБІЛЯ НА ОСНОВІ СТАТИСТИЧНИХ ДАНИХ ДІАГНОСТИЧНОГО РОЗ'ЄМУ OBD-II

Визначення стану автомобіля полягає в знаходженні несправностей в роботі окремих вузлів на основі корелюючих показників, що надаються роз'ємом OBD-II і на основі отриманої інформації робити висновок про несправності агрегату. Робота транспортних засобів постійно контролюється за фізичними параметрами, такі вимірювання отримуються електронними датчиками і передаються через внутрішній протокол зв'язку автомобіля до головного блоку управління для подальшої обробки. Ґрунтуючись на даних показниках можлива побудова інтелектуально-статистичної моделі, яка може визначати і прогнозувати стан автомобільного вузла в часі. Робота присвячена створенню інтелектуально-статистичної моделі та візуалізації кореляції значень з використанням сучасних методів машинного навчання (метод інтегрованої моделі авторегресії ARIMA) і застосування даних знань для побудови алгоритму. Проведено огляд основних статей які відносяться до теми роботи. Розглянуто основні етапи побудови моделі і візуалізації для більш точного результату. Проведено моделювання на вибірці даних з роз'єму OBD-II за певний проміжок часу, для перевірки гіпотези, а також побудована математична модель. Моделювання проводилося на реальних даних отриманих з автомобіля. Розроблено багатоплатформовий додаток який використовує результати моделювання для визначення несправності автомобільного агрегату за допомогою проаналізованих даних отриманих з роз'єму OBD-II. Наведено результати роботи додатку, інформацією для якого було взято з часового ряду, який використовувався для побудови моделі. Зроблено висновок про можливість застосування методу прогнозування часових рядів для побудови комплексної системи оцінки стану агрегату за отриманими даними через протокол з'єднання з автомобілем, яка буде застосовна в більшості випадків.

Ключові слова: машинне навчання, кореляція, прогнозування, інтелектуально-статистична модель, OBD-II, метод Arima, транспортний засіб.

Вступ. Техобслуговування (ТО) - це заходи профілактики різних поломок з метою завчасно замінити деталь або вузол авто який в іншому випадку вийшов би з ладу. Періодичний огляд допоможе попередити можливі неполадки на початкових стадіях.

Під час руху автомобіль відчуває дію механічних сил: вібрації, тиску, нагрівання, тертя. Деталі зношуються і деформуються. Важливим є вплив оточуючих чинників: пилу, води, сонячних променів, перепадів температури. Тому так важливо завчасно проводити діагностику авто і володіти інформацією про можливі несправності.

Сучасні автомобілі масово оснащуються різними електронними системами. Дані системи працюють на основі технології CAN. CAN є комплексом стандартів для побудови розподілених мереж, який використовує послідовну передачу даних в реальному часі з дуже високим ступенем надійності і захищеності.

Найбільш зручним і швидким способом отримання даних з електронних блоків автомобіля на даний момент є роз'єм OBD [1]. OBD (система бортової діагностики) - це діагностика різних систем автомобіля, що виробляються блоком управління автомобіля. Результати діагностики відображаються для власника автомобіля, наприклад у вигляді сигналу про несправності на приладовій панелі.

Метою даної роботи є вивчення можливості протоколу OBD-II и отримання статистичних Даних, побудова моделі для прогнозу часових рядів і отримання залежностей і закономірностей різних показників даних отриманих з роз'єму OBD, для визначення необхідності проведення ТО. Також необхідно забезпечити високу точність при побудові моделі, в зв'язку з чим будуть використовуватися сучасні програмно-апаратні пристосування, які реалізовані за допомогою ЯП Python.

Моделювання відбувалося на основі сигналів отриманих з автомобіля, що реєструються через інтерфейс OBD-II. Автомобіль з якого були отримані дані здійснював поїздки в перебігу декількох годин кожен день.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В роботі [2] автори реєстрували дані OBD-моніторингу і передавали їх в телеметричний центр через мобільну мережу. Ці дані використовуються для побудови моделі для прогнозу (на мові Python), заснованої на кореляції між кодами несправностей (попередження від датчиків в автомобілі), щоб запобігти потенційну поломку компонентів.

У роботі [3] описана рекомендована система яка здатна діагностувати транспортні засоби, збирати, зберігати, а також отримувати команду з мобільного додатку.

Вона виглядає так:

- дані діагностики автомобіля збираються за допомогою сканера Bluetooth iSaddle OBD-II і надсилаються на Raspberry Pi через Bluetooth. Raspberry Pi потребує Nano Bluetooth Dongle як додаткові інструменти, що дозволяють отримувати та надсилати дані за допомогою Bluetooth.

- після отримання даних діагностики до Raspberry Pi pyOBD відобразить інтерфейс діагностичних даних на основі кодів несправностей діагностики OBD-II та обробить їх. Для обробки даних діагностики ця програма використовує Node.JS як мову на сервері.

- дані інкапсулюються в JSON об'єкти, вони зберігатимуться у MongoDB (система управління базами даних, орієнтована на документи NoSQL). Підключившись до Інтернет-з'єднання, об'єкти JSON, що зберігаються в MongoDB можна проаналізувати на смартфоні користувача за допомогою цієї програми. Користувачам також надається можливість надсилати власну команду до свого автомобіля.

- для цього користувач повинен ввести свою команду в цьому додатку. Далі програма генеруватиме вхідні дані в JSON і зберігатиметься в MongoDB. API Node.JS обробляє об'єкти JSON у список команд ELM-USB. Ці списки команд ELM-USB надсилаються на сканер Bluetooth iSaddle OBD-II, і це спричинить транспортний засіб виконати команду від користувача [4].

Окрім рекомендованої системи збору даних в роботі [5] проводять моделювання споживання палива з урахуванням показників TPS (throttle position sensor) та RPM (Revolutions per minute). Одним із типових методів є використання технік машинного навчання. Іноді під час проектування графіків зв'язків між двома змінними можна візуально спостерігати за зв'язку між змінними; однак такі співвідношення не можуть бути не смодельовані у заданному рівнянні. SVM - це один класифікатор, який використовується для

створення лінійної функції відображення на нелінійній функції для даного набору даних, що називається навчальним набором. Враховуючи набір тренувань, кожен набір присвоюється одній категорії, яка називається класом даних. SVM намагається розділити ці класи категорій рівномірно, використовуючи рівне та максимальне поле, зване гіперпланом. Початкова форма SVM - це двійкова класифікація, яка класифікує дані на дві категорії. Для реалізації багатокласової класифікації можна використовувати кілька двійкових класифікаторів для інтеграції однієї або декількох категорій.

Постановка завдання. Для досягнення поставленої на початку мети необхідно виконати наступне:

- розглянути методи отримання показників про автомобільних вузлах використовуючи протокол OBD-II;
- підготувати набір даних на основі якого буде проводитися моделювання;
- побудувати модель ARIMA, для подальшого аналізу;
- розробити багатоплатформовий додаток для мобільних пристроїв з реалізацією методів, представлених в цій роботі;
- протестувати додаток використовуючи дані отримані з автомобільних вузлів.

Математична модель. ARIMA можна визначити як комбінацію двох авторегресійних (AR) моделей, які інтегровані з моделлю ковзної середньої (MA).

AR-модель - це модель авторегресії, де передбачається деяка лінійна залежність між поточними значеннями ряду і попередніми його значеннями, і дана модель дозволяє прогнозувати. MA-модель - тобто просто ковзне середнє, це деякі моделі, які дозволяють нам побачити деякі тенденції сезонності, циклічності в нашому ряді, тобто певний аналіз нашого ряду. Запис позначення Autoregressive Integrated Moving Average - це ARIMA (p, d, q). p - ступінь процесу AR, d - порядок диференціювання, q - ступінь MA. Модель авторегресії з порядком AR (p) моделі ARIMA (p, 0,0) формулюється так [6]:

$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + e_t \quad (1)$$

де:

Y_t = Стаціонарний тимчасової ряд

θ_0 = Константа

θ_p = Параметр авторегресійної моделі

e_t = Залишковий час (t)

Модель ковзної середньої з порядком q або ARIMA (0,0, q) формулюється таким чином.

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_q Y_{t-q} + e_t \quad (2)$$

де:

Y_t = Стаціонарний тимчасової ряд

ϕ_0 = Константа

ϕ_q = Коефіцієнт моделі, який показує ваги змінного середнього

e_t = Залишковий час

Ця робота представляє собою приклад оцінки, моделі і прогнозованих показників даних.

На цьому етапі аналізуються проблеми верифікації та валідації даних з метою визначення часових рядів і параметрів оцінки на основі даних, була отримана найкраща модель, відповідна реальним обставинам.

Моделювання. Процес побудови моделі складається з декількох основних етапів. На етапі підготовки робочої вибірки потрібно провести первинну оцінку наявних даних з подальшим відбором якісно значущих об'єктів. Однак, для оцінки залежності цільової функції від вихідних факторів необхідно не тільки спиратися на математичну модель, але і враховувати інші закономірності числових параметрів. Для цього побудуємо матрицю чутливості, яка відображає ступінь кореляції між усіма ознаками (рис. 1). Моделювання буде проводитися на основі даних отриманих за одну поїздку, а саме зміна показників "Air Flow Rate from Mass Flow Sensor [g / s]" (витрати Повітря від датчика масового потоку [г/с]) в часі.

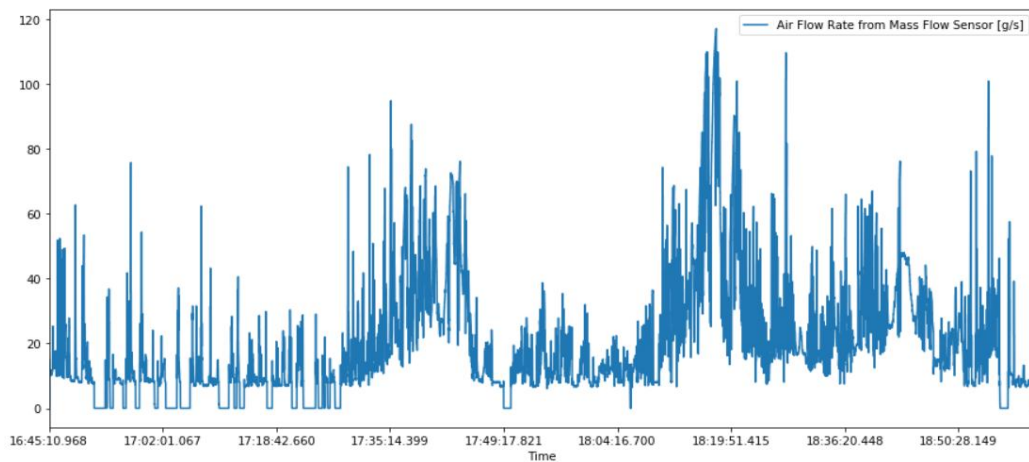


Рисунок 1 – Графік зміни показника “Air Flow Rate from Mass Flow Sensor [g/s]” у часі

На графіку ми бачимо, що набір даних не має чіткої тенденції, а мають чітку сезонність. Це свідчить про те, що часовий ряд не є стаціонарним і потребуватиме диференціації, щоб зробити його нерухомим, принаймні, різницевого порядку 1. На рис. 2 показаний графік автокореляції часового ряду. У наведеному нижче прикладі зображено автокореляцію для великої кількості лагів у часових рядах.

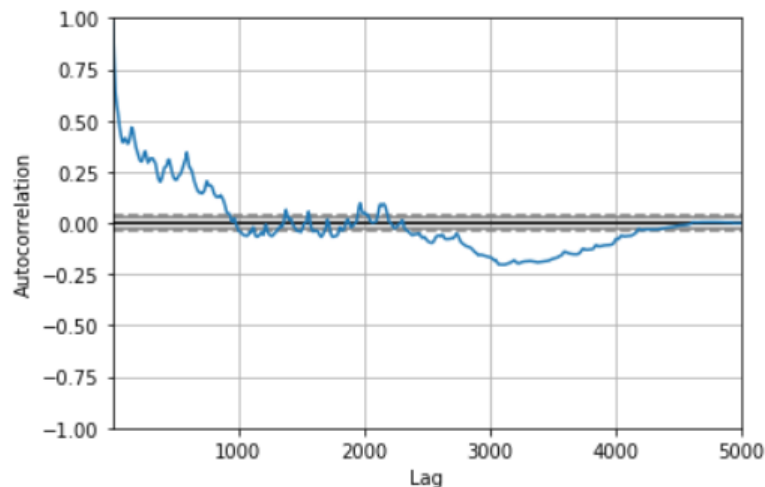


Рисунок 2 – Графік автокореляції

Подивившись на графік видно, що існує позитивна і значуща кореляція з першого до, приблизно, 400 лагу.

Далі побудуємо модель ARIMA. Модель ARIMA можна створити за допомогою бібліотеки statsmodels язику програмування python наступним чином: підберемо модель ARIMA до всього набору даних про витрату повітря від датчика масового потоку. Побудуємо модель ARIMA (5,1,0). Це встановлює значення відставання до 5 для авторегресії, використовує порядок різниці 1, щоб зробити часовий ряд нерухомим, і використовує модель ковзного середнього 0.

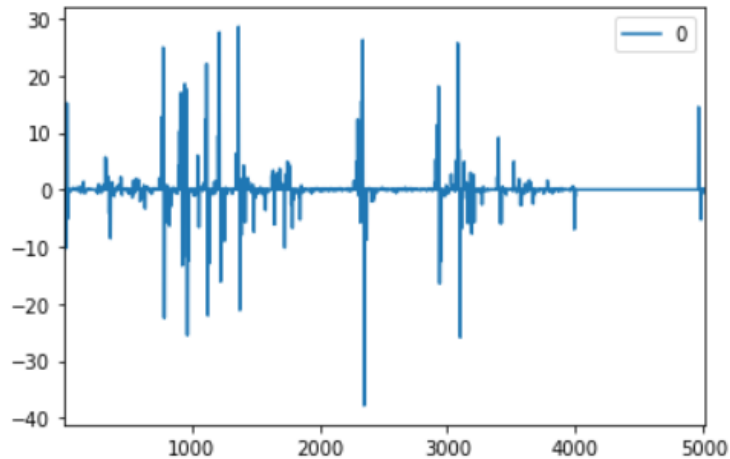


Рисунок 3 – Графік залишкової помилки моделі ARIMA

Ця процедура узагальнює значення коефіцієнтів, що використовуються, а також кваліфікацію пристосованості під час спостережень у вибірці.

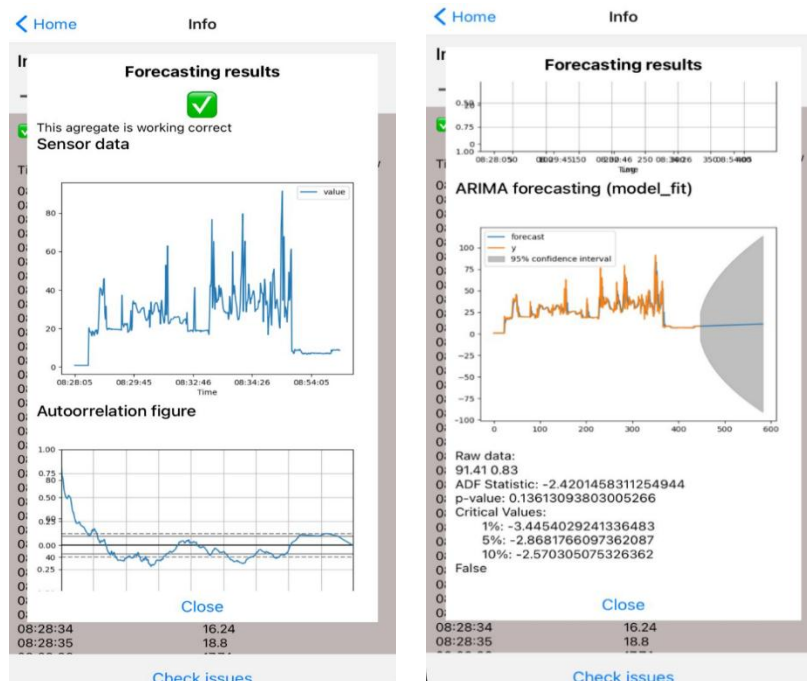


Рисунок 4 – Вікно додатку з результатами роботи

Для перевірки роботи розробленої моделі необхідно отримати дані достовірні дані з роз'єму OBD-II за деякий тривалий проміжок часу і записати їх в розроблений додаток. Як пристрою, що зчитує було використано адаптер ELM 327. В додаток було передано показники з датчику який показує швидкість потоку повітря від датчика масового потоку [г/с]. На рис. 4 показаний результат роботи програми - аналіз і прогноз часового ряду, а також висновок, а також висновок, зроблений на основі прогнозованого часового ряду.

ВИСНОВКИ

Таким чином в роботі було розглянуто метод прогнозування часового ряду ARIMA, а також була побудована модель для передбачення показників отриманих з роз'єму OBD-II. З урахуванням отриманих даних було розроблено багатоплатформовий додаток для прогнозування стану конкретного автомобільного агрегату. В майбутньому планується уніфікація методів для можливості їх застосування до всіх показників, одержуваних з роз'єму OBD-II, а також побудування автоматично прогнозування показників в майбутньому.

Список використаних джерел:

1. *Sung hyun Baek* Implementation of integrated OBD-II connector with external network / *Sung hyun Baek, Jong-Wook Jang* // Information Systems. – 2015. – Vol. 50, June. – P. 69–75.
2. Diagnostics vehicle's condition using OBD-II and raspberry pi technology: study literature [Electronic resource] / *J. V. Moniaga1, S. R. Manalu1, D. A. Hadipurnawan, F. Sahidi* // 2nd International Conference on Computing and Applied Informatics 2017 (Medan, 28–30 November 2017 y.). – [S. l.], 2018. – 012011. – (IOP Conf. Series : Journal of Physics: Conference Series, vol. 978). – Mode of access: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/978/1/012011/pdf>
3. Fuel Consumption Using OBD-II and Support Vector Machine Model [Electronic resource] / *Tamer Abukhalil, Harbi AlMahafzah, Malek Alksasbeh, Bassam A. Y. Alqaralleh* // Journal of Robotics. – Vol. 2020. – Article ID 9450178. – P. [1–9]. – Mode of access: <https://www.hindawi.com/journals/jr/2020/9450178/>
4. Sales forecasting newspaper with ARIMA: A case study [Electronic resource] / *Carina Intan Permatasaria, Wahyudi Sutopob and Muh. Hisjamc* // The 3rd International Conference on Industrial, Mechanical, Electrical, and Chemical Engineering. AIP Conference Proceedings 1931. – [S. l.], 2018. – P. 030017-1–030017-10. – Mode of access: <https://aip.scitation.org/doi/pdf/10.1063/1.5024076>
5. Forecasting of demand using ARIMA model [Electronic resource] / *J. Fattah, L. Ezzine, Z. Aman, H. El Moussami, A. Lachhab* // International Journal of Engineering Business Management. – 2018. – Vol. 10. – P. 1–9. – Mode of access: <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1847979018808673>

Федосова И. В., Осадчий Н. С.

СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ АВТОМОБИЛЯ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ ДАННЫХ ДИАГНОСТИЧЕСКОГО РАЗЪЕМА OBD-II

Определение состояния автомобиля заключается в нахождении неисправностей в работе отдельных узлов на основе коррелирующих показателей, предоставляемых разъемом

OBD-II и на основе полученной информации предоставит вывод о неисправности агрегата. Работа транспортных средств постоянно контролируется по физическим параметрам, такие измерения получают электронными датчиками и передаются через внутренний протокол связи автомобиля к главному блоку управления для дальнейшей обработки. Основываясь на данных показателях возможно построение интеллектуально-статистической модели, которая может определять и прогнозировать состояние автомобильного узла во времени. Работа посвящена созданию интеллектуально-статистической модели и визуализации корреляции значений с использованием современных методов машинного обучения (метод интегрированной модели авторегрессии ARIMA) и применения данных знаний для построения алгоритма. Проведен обзор основных статей относящиеся к теме работы. Рассмотрены основные этапы построения модели и визуализации для более точного результата. Проведено моделирование на выборке данных из разъема OBD-II за определенный промежуток времени, для проверки гипотезы, а также построена математическая модель. Моделирование проводилось на реальных данных полученных из автомобиля. Разработано кроссплатформенное приложение которое использует результаты моделирования для определения неисправности автомобильного агрегата с помощью проанализированных данных полученных из разъема OBD-II. Приведены результаты работы приложения, данные для которого были взяты из временного ряда, использующиеся для построения модели. Сделан вывод о возможности применения метода прогнозирования временных рядов для построения комплексной системы оценки состояния агрегата используя полученные данные по протоколу соединения с автомобилем, которая будет применима в большинстве случаев.

Ключевые слова: машинное обучение, корреляция, прогнозирование, интеллектуально-статистическая модель, OBD-II, метод Arima, транспортное средство.

Fedosova I. V., Osadchyi M. S.

SYSTEM FOR PREDICTING THE CONDITION OF THE VEHICLE BASED ON THE STATISTICAL DATA OF THE OBD-II DIAGNOSTIC CONNECTOR

Determining the state of the car consists in finding faults in the operation of individual components based on the correlated indicators provided by the OBD-II connector and, based on the information received, provide a conclusion about the unit's malfunction. The operation of vehicles is constantly monitored by physical parameters, such measurements are obtained by electronic sensors and transmitted through the vehicle's internal communication protocol to the main control unit for further processing. Based on these indicators, it is possible to build an intelligent statistical model that can determine and predict the state of an automobile unit in time. The work is devoted to the creation of an intelligent-statistical model and visualization of the correlation of values using modern machine learning methods (the method of the integrated autoregressive model ARIMA) and the use of knowledge data to build an algorithm. A review of the main articles related to the topic of work is carried out. The main stages of building a model and visualization for a more accurate result are considered. Simulation was carried out on a sample of data from the OBD-II connector for a certain period of time to test the hypothesis, and a mathematical model was also built. The simulation was carried out on real data obtained from a car. A cross-platform application has been developed that uses the simulation results to determine the malfunction of the automotive unit using

the analyzed data obtained from the OBD-II connector. The results of the application are presented, the data for which were taken from the time series, used to build the model. The conclusion is made about the possibility of applying the method of forecasting time series to build a comprehensive system for assessing the state of the unit using the data obtained by the protocol of connection with the car, which will be applicable in most cases.

Keywords: *machine learning, correlation, forecast, intelligent statistical model, OBD-II, Arima method, Vehicle.*

Рецензент: д-р техн. наук, проф. ДВНЗ «ПДТУ» Самотугін С. С.

Стаття надійшла 11.11.2019 р.

УДК 004.93

Кривенко О. В., Лемещенко М. І.

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ТРАЄКТОРІЇ РУХУ БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ

В теперішній час широко застосовують безпілотні літальні апарати (БПЛА) при вирішенні завдань цивільного та мілітаризованого характеру. Такий літальний апарат здійснює політ за допомогою віддаленого керування або автономно по попередньо розрахованих траєкторіях польоту.

Однією з основних задач забезпечення безпечного польоту БПЛА є задача побудови траєкторії руху його переміщення згідно реальних умов. Традиційно задача побудови траєкторії, за якою буде рухатися БПЛА розглядається як задача пошуку шляху на графі: вершинам графа відповідають точки положення об'єкта у просторі, а ребрам – елементарні траєкторії, проходження БПЛА за якими вважається тривіальною задачею. Таким чином, задача планування траєкторії зводиться до двох підзадач: побудови графа, що моделює навколишнє середовище БПЛА, і пошуку шляху на цьому графі. Методи пошуку шляху на графі зазвичай базуються на ітераційному обході вершин графа за принципом Дейкстри.

Об'єктом дослідження в роботі є процес побудови послідовності точок простору, що уявляє з себе траєкторію руху та забезпечує безпечне переміщення по них безпілотного літального апарату. Предметом дослідження є методи побудови маршрутів на графах, уявлення та програмна обробка просторових карт середовища.

Мета роботи полягає у розробці методу побудови безпечної траєкторії руху безпілотного літального апарату між двома заданими точками простору. Методи досліджень базуються на методах и основних положеннях теорії інформації та теорії графів.

Наукова новизна полягає у нових підходах до обробки даних просторових мап, уявлення їх у вигляді програмних та графових моделей та побудови на їх основі траєкторії руху безпілотного літального апарату.