

Дмитришин А.Д.,
orcid.org/0009-0008-6104-9621,
e-mail: andriy2002636@gmail.com,

Ткаченко В.В., к.т.н.,
orcid.org/0000-0002-1080-5932,
e-mail: tkachenko.valentyna@lil.kpi.ua,

Клименко І.А., д.т.н.,
orcid.org/0000-0001-5345-8806,
e-mail: klymenko.iryana@lil.kpi.ua

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАЙНЯТОСТІ ПАРКОМІСЦЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІЙ СИСТЕМІ ІoT

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Вступ

Стрімка урбанізація та неухильне зростання кількості автомобілів у сучасних мегаполісах породжують низку гострих проблем, серед яких однією з найбільш відчутних є неефективне управління паркувальними просторами. Ця проблема призводить до виникнення транспортних заторів, надмірної витрати пального, значного забруднення повітря та, як наслідок, до зниження загальної якості життя міських мешканців. Існуюча паркувальна інфраструктура часто використовується нерационально через брак ефективних інструментів для моніторингу, аналізу та, що особливо важливо, прогнозування попиту на паркомісця. Водночас, інтенсивний розвиток технологій Інтернету речей (*IoT – Internet of Things*) та хмарних обчислень, у поєднанні з прогресом у галузі машинного навчання, відкриває нові перспективи для створення інтелектуальних систем управління міською інфраструктурою. Такі системи здатні не лише фіксувати поточний стан паркувальних майданчиків у режимі реального часу, але й надавати коротко- та середньострокові прогнози їхньої зайнятості. Це, у свою чергу, дозволяє оптимізувати використання наявних паркувальних ресурсів, покращити організацію дорожнього руху та підвищити комфорт для водіїв. Розробка та впровадження аналітичних систем на основі хмарних

обчислень для інтелектуальних систем *IoT* у сфері управління паркуванням є важливим науково-практичним завданням, вирішення якого сприятиме створенню більш сталих та ефективних міських транспортних систем.

Аналіз літературних джерел та обґрунтування проблематики роботи

Проблематика інтелектуального управління паркувальними просторами активно досліджується науковою спільнотою, що зумовлено її високою практичною значущістю. Існуючі рішення часто базуються на використанні різноманітних сенсорних технологій (ультразвукові, інфрачервоні, магнітометричні датчики, відеоаналіз) для детектування зайнятості паркомісць у реальному часі [1, 2]. Зібрані дані передаються до централізованих систем для обробки та інформування водіїв через мобільні додатки або інформаційні табло.

У контексті прогнозування зайнятості паркомісць застосовуються як класичні статистичні методи, так і підходи, засновані на машинному навчанні. Статистичні методи, такі як *ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)* та його сезонні варіації (*SARIMA Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*), довели свою ефективність для аналізу часових рядів з чітко вираженою сезонністю та трендами [3, 4]. Однак, вони можуть бути менш

гнучкими при роботі з даними, що характеризуються складними нелінійними залежностями та впливом багатьох зовнішніх факторів.

Методи машинного навчання, зокрема нейронні мережі, демонструють значний потенціал для вирішення задач прогнозування в динамічних системах. Рекурентні нейронні мережі (*RNN Recurrent Neural Network*), особливо архітектури з довгою короткостроковою пам'яттю (*LSTM Long Short-Term Memory*), успішно застосовуються для моделювання часових послідовностей завдяки їхній здатності враховувати довгострокові залежності в даних [5, 6]. Модель *Prophet*, розроблена *Facebook*, також набула популярності для прогнозування часових рядів у бізнес-додатках, оскільки вона добре обробляє сезонність, тренди та вплив святкових днів, будучи при цьому відносно простою у налаштуванні [7, 8].

Незважаючи на значну кількість досліджень, присвячених окремим аспектам інтелектуального паркування та методам прогнозування, залишається актуальним завдання комплексного порівняльного аналізу ефективності різних моделей прогнозування[3] в контексті єдиної аналітичної системи, що функціонує на базі хмарних обчислень та обробляє дані з *IoT*-сенсорів. Недостатньо дослідженими є питання адаптації цих моделей до специфіки даних про зайнятість паркомісць, які можуть мати складний характер через вплив різноманітних факторів (час доби, день тижня, погодні умови, проведення масових заходів тощо). Таким чином, проведення дослідження, спрямованого на порівняльну оцінку точності зазначених моделей прогнозування для системи «розумного паркування», є своєчасним та важливим для подальшого розвитку інтелектуальних транспортних систем.

Мета та задачі дослідження

Метою даної статті є дослідження та порівняльний аналіз ефективності трьох популярних моделей прогнозування часових рядів – *LSTM*, *Prophet* та *SARIMA* – для прогнозування зайнятості паркомісць в

рамках аналітичної системи, що функціонує на основі хмарних обчислень та використовує дані від інтелектуальної системи *IoT*.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

Обґрунтувати архітектуру аналітичної системи для інтелектуального паркування, включаючи компоненти збору, передачі, зберігання, обробки даних та модуль прогнозування.

Оцінити принципи функціонування моделей прогнозування *LSTM*, *Prophet* та *SARIMA* з точки зору ефективності їх використання для прогнозування завантаженості паркувальних зон.

Виконати експериментальне дослідження моделей на наборі даних про зайнятість паркомісць, що включає етапи попередньої обробки даних, навчання моделей та генерації прогнозів.

Здійснити порівняльний аналіз точності моделей *LSTM*, *Prophet* та *SARIMA* за допомогою метрик якості прогнозу (*MAE*, *RMSE*, *MAPE*), а також визначити їх переваги та недоліки в контексті практичного застосування.

Матеріали та методи дослідження ефективності моделей прогнозування зайнятості паркомісць

Об'єктом дослідження є інтелектуальна система управління паркувальним простором, що базується на технологіях Інтернету речей (*IoT*) та хмарних обчисленнях. Запропонована аналітична система призначена для збору, обробки, аналізу даних про зайнятість паркомісць та прогнозування їхнього стану. Архітектура системи (рис. 1) включає три основні рівні: рівень збору даних (*IoT*-пристрої), рівень хмарної платформи та рівень представлення даних і прогнозування.

Рівень збору даних представлений мережею *IoT*-сенсорів (наприклад, ультразвукових, магнітометричних або відеокамер з функцією розпізнавання об'єктів), які встановлюються на кожному паркомісці або контролюють певну зону парковки. Ці сенсори в реальному часі фіксують

наявність або відсутність автомобіля та передають цю інформацію на наступний рівень.

Рівень хмарної платформи відповідає за агрегацію даних від сенсорів, їх зберігання, попередню обробку та підготовку для аналізу. Для цього можуть використовуватися такі хмарні сервіси, як *AWS IoT Core* або *Azure IoT Hub* для управління пристроями та прийому даних, бази даних (наприклад, *Amazon DynamoDB*, *Azure Cosmos DB* або часові бази даних, такі як *InfluxDB*) для зберігання історичних даних про зайнятість, а також обчислювальні ресурси (*AWS Lambda*, *Azure Functions*, віртуальні машини) для виконання скриптів обробки та аналітики. Комунікація між IoT-пристроями та хмарною платформою зазвичай здійснюється за допомогою протоколів *MQTT* або *HTTP/HTTPS*, що є найбільш часто використовуваними

технологіями для реалізації надійної та ефективної передачі даних в *IoT*.

Рівень представлення даних і прогнозування є ключовим компонентом аналітичної системи. На цьому рівні відбувається застосування моделей машинного навчання для прогнозування зайнятості паркомісць на різні часові горизонти. Модуль прогнозування отримує історичні дані з хмарного сховища, навчає обрані моделі (*LSTM*, *Prophet*, *SARIMA*) та генерує прогнози. Результати прогнозування, а також поточний стан паркомісць, можуть візуалізуватися через веб-інтерфейс або мобільний додаток для кінцевих користувачів (водіїв) та адміністраторів системи. Це дозволяє водіям отримувати актуальну інформацію про наявність вільних місць та прогнозовану ситуацію, а адміністраторам – ефективно управляти паркувальним простором.

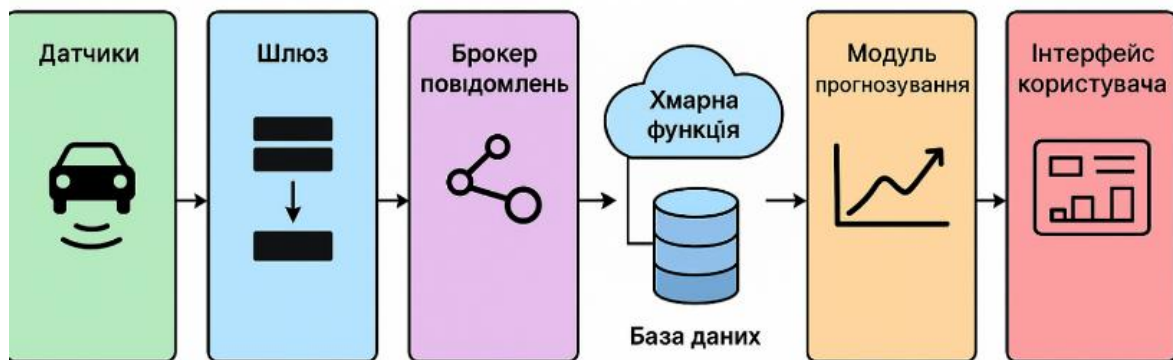


Рис. 1. Компонентна структура хмарної IoT-системи для управління паркуванням

Взаємодія компонентів системи забезпечує безперервний потік даних від сенсорів до кінцевих користувачів, дозволяючи оперативно реагувати на зміни в завантаженості паркувальних зон та приймати обґрунтовані рішення щодо управління ними.

Для прогнозування зайнятості паркомісць у даному дослідженні було обрано три моделі: *LSTM*, *Prophet* та *SARIMA*. Ці моделі здатні враховувати сезонність, тренди та нелінійні залежності, що характерно для даних про завантаженість паркувальних зон.

Модель *LSTM* – тип рекурентної нейронної мережі з комірками пам’яті, що дозволяє зберігати інформацію на довгі часові інтервали. Вона дозволяє виявити складні часові патерни, уникаючи проблеми згасання градієнтів. У нашій задачі *LSTM* навчалася на історичних даних про зайнятість паркомісць.

Prophet – модель від *Facebook*, побудована на адитивній структурі з урахуванням тренду, сезонності та свят. Підходить для даних з пропущеними значеннями, викидами та складною сезонністю. Вона дозволяє легко інтерпретувати результати.

SARIMA – модель для сезонних часових рядів. Параметри $(p,d,q)(P,D,Q)s$ добираються на основі аналізу *ACF/PACF* та інформаційного критерію *AIC*. Вона добре працює для даних з регулярними сезонними коливаннями.

Використання цих трьох моделей дозволяє комплексно оцінити різні аспекти динаміки зайнятості паркомісць.

Аналіз результатів експериментального дослідження

Експериментальне моделювання часових рядів зайнятості паркомісць проводилось у *Python* із використанням бібліотек *NumPy* та *Pandas*. Симуляція відтворювала реалістичні добові, тижневі та сезонні коливання завантаженості міського паркінгу. Було згенеровано синтетичний погодинний набір даних за рік, що враховував базові рівні завантаженості у різні періоди (будні, вихідні, години пік, ніч), доповнені випадковими флуктуаціями й сезонними трендами для навчання моделей прогнозування.

Дані: симульована погодинна зайнятість 200 паркомісць протягом року з піками у будні та сезонними варіаціями.

Підготовка даних:

- нормалізація для *LSTM*;
- диференціювання для *SARIMA*;
- відсутність пропущених значень.

Налаштування моделей:

- *LSTM*: два *LSTM*-шари (50 нейронів),
- *ReLU*, оптимізатор *Adam*, *MSE*, 50 епох, пакет 32, рекурсивне прогнозування.
- *Prophet*: автоматичні точки зміни тренду, щотижнева і річна сезонність, без регресорів.
- *SARIMA*: підбір параметрів за *ACF*, *PACF*, *AIC*; $s = 24$ і/або 168.

Метрики оцінки:

Для оцінки точності розроблених моделей прогнозування були обрані стандартні та широко визнані у галузі машинного навчання метрики: *MAE* (*Mean Absolute Error* – Середня Абсолютна Помилка), *RMSE* (*Root Mean Squared Error* –

Середньоквадратична Помилка) та *MAPE* (*Mean Absolute Percentage Error* – Середня Абсолютна Відсоткова Помилка). Ці метрики походять зі сфери статистичного аналізу та регресійного моделювання і дозволяють кількісно оцінити, наскільки прогнози моделі відрізняються від фактичних спостережень.

Вибір саме цих метрик зумовлений їхньою здатністю надавати різнобічну оцінку якості прогнозу. *MAE* показує середню величину помилки без урахування її напрямку, що дає загальне уявлення про точність. *RMSE*, надаючи більшої ваги великим помилкам через піднесення до квадрату, допомагає виявити наявність значних відхилень у прогнозах. *MAPE*, у свою чергу, виражає помилку у відсотках, що робить її легкою для інтерпретації та порівняння точності моделей на різних наборах даних або для різних величин. Разом ці метрики забезпечують комплексне розуміння ефективності моделей прогнозування.

$$MAE = (1/n) \sum |y_i - \hat{y}_i|,$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

$$MAPE = (1/n) \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%.$$

де y_i – фактичне значення часового ряду в момент i , $\hat{y}_i$ – прогнозоване значення часового ряду в момент i , n – загальна кількість спостережень (прогнозів).

Моделі навчалися та оцінювалися на тестовій вибірці (останні 45 днів симульованого періоду). Результати точності наведено в таблиці 1.

Результати досліджень продемонстровані в табл.1 представляють результати оцінки точності трьох моделей прогнозування (*LSTM*, *Prophet* та *SARIMA*) за допомогою трьох метрик: середньої абсолютної помилки (*MAE*), середньоквадратичної помилки (*RMSE*) та середньої абсолютної відсоткової помилки (*MAPE*). Нижчі значення для всіх цих метрик вказують на вищу точність прогнозування моделі.

Таблиця 1. Порівняльні метрики точності моделей прогнозування

Модель	<i>MAE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE (%)</i>
<i>LSTM</i>	7.5	9.8	5.2
<i>Prophet</i>	9.2	11.5	6.8
<i>SARIMA</i>	8.1	10.3	6.1

Модель *LSTM* демонструє найкращі показники точності серед усіх трьох моделей за всіма метриками. Це свідчить про її високу здатність вловлювати складні залежності в даних та генерувати найбільш точні прогнози.

Модель *Prophet* показує найнижчу точність прогнозування серед

представлених моделей. Однак, як зазначалося раніше, її перевагою може бути простота впровадження та налаштування, що може бути важливим фактором у певних сценаріях, де не вимагається максимальна точність.

Модель *SARIMA* демонструє середні показники точності, поступаючись *LSTM*, але перевершуючи *Prophet*. Це вказує на те, що вона може бути хорошим компромісом, особливо для даних з чітко вираженою сезонністю, де її структура може бути ефективною.

Візуальне порівняння прогнозів та фактичних даних продемонстроване на рис. 2 підтверджує, що модель *LSTM* добре вловлює як загальну динаміку, так і добові піки та спади.

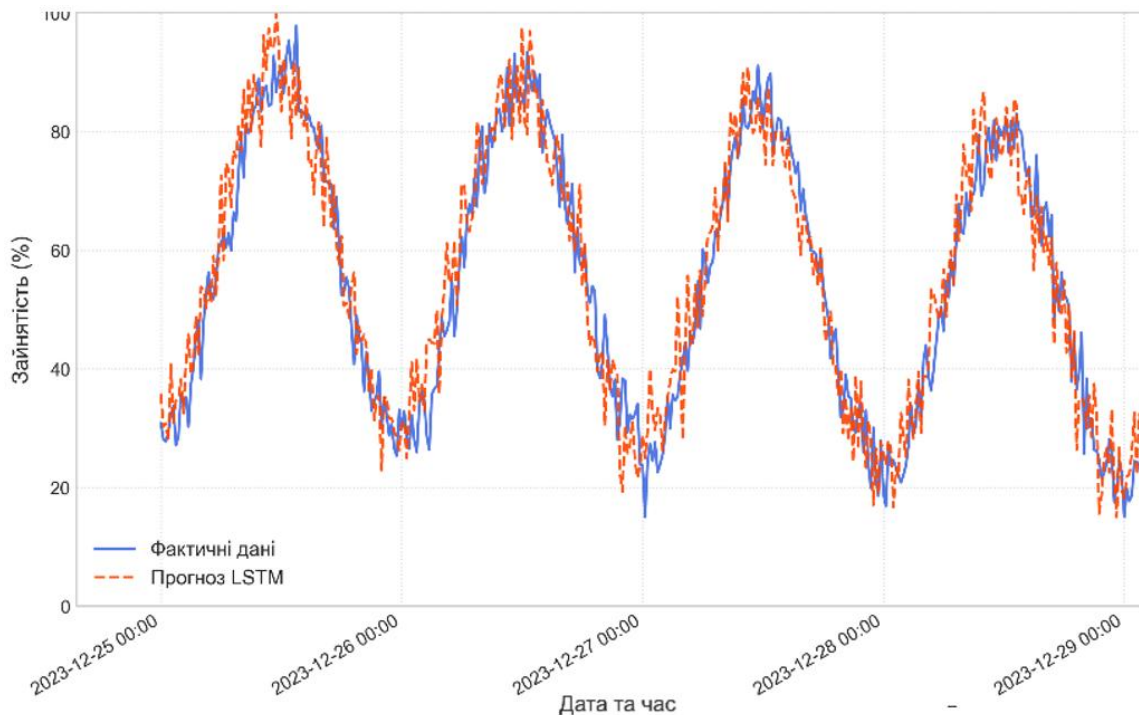


Рис. 2. Порівняння фактичних значень та прогнозу моделі *LSTM*

Результати порівняння однозначно вказують на те, що модель *LSTM* є найбільш точною для прогнозування зайнятості паркомісць у даному дослідженні. Вона має найменші значення всіх трьох метрик помилки, що свідчить про її перевагу у здатності моделювати часовий ряд.

Модель *SARIMA* посідає друге місце за точністю, демонструючи прийнятні результати, які можуть бути достатніми для багатьох практичних застосувань,

особливо якщо дані мають сильну сезонну компоненту, яку *SARIMA* добре враховує.

Модель *Prophet*, хоча й є найменш точною з трьох, може бути розглянута у випадках, коли пріоритетом є швидкість розробки та простота інтерпретації моделі, а вимоги до точності прогнозу не є надто жорсткими.

При виборі моделі для практичного впровадження в інтелектуальну систему управління паркуванням слід враховувати

не лише показники точності, але й обчислювальну складність моделі, час, необхідний для її навчання та генерації прогнозів, а також доступність та якість даних. Однак, якщо головною метою є досягнення максимальної точності прогнозування, то на основі представлених даних перевагу слід віддати моделі *LSTM*.

Висновки

У даній роботі було проведено комплексне дослідження ефективності сучасних моделей прогнозування зайнятості паркомісць в контексті інтелектуальної системи Інтернету речей (*IoT*), що функціонує на основі хмарних обчислювальних ресурсів. Результати дослідження мають як теоретичне, так і практичне значення для розвитку інтелектуальних транспортних систем та оптимізації управління міською інфраструктурою.

Було виконано глибоке експериментальне дослідження трьох провідних моделей прогнозування часових рядів (*LSTM*, *Prophet* та *SARIMA*), що дозволило зробити наступні висновки:

Модель *LSTM* показала найвищу точність завдяки здатності вловлювати складні, довготривалі залежності.

Модель *SARIMA* виявилася надійною для даних з вираженою сезонністю, але потребує точного підбору параметрів.

Модель *Prophet* є найпростішою у впровадженні, показала добрі результати при чітко вираженій сезонності та врахуванні святкових днів.

Результати експериментів дозволили провести порівняння моделей за параметрами точності (*MAE*, *RMSE*, *MAPE*). У результаті дослідження було сформульовано рекомендації щодо вибору моделі залежно від практичних завдань.

Література

1. Channamal S. et al. A review of smart parking systems. *Transportation Research Procedia*. 2023. Vol. 73. P. 289–296. DOI: 10.1016/j.trpro.2023.11.925.
2. Fahim A., Hasan M., Chowdhury M. A. Smart parking systems: comprehensive review based on various aspects. *Heliyon*. 2021. Vol. 7(5). e07050. DOI: 10.1016/j.heliyon.2021.e07050.
3. Biyik C. et al. Smart Parking Systems: Reviewing the Literature, Architecture and Ways Forward. *Smart Cities*. 2021. Vol. 4(2). P. 623–642. DOI: 10.3390/smartcities4020032.
4. Chaturvedi S. et al. A comparative assessment of SARIMA, LSTM RNN and Fb Prophet models to forecast total and peak monthly energy demand for India. *Energy Policy*. 2022. Vol. 168. 113097. DOI: 10.1016/j.enpol.2022.113097.
5. Katambire V. N. et al. Forecasting the Traffic Flow by Using ARIMA and LSTM Models: Case of Muhima Junction. *Forecasting*. 2023. Vol. 5(4). P. 616–628. DOI: 10.3390/forecast5040034.
6. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. London : MIT Press, 2016. 800 p.
7. Taylor S. J., Letham B. Forecasting at scale. *The American Statistician*. 2018. Vol. 72(1). P. 37–45. DOI: 10.1080/00031305.2017.1380080.
8. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. 2nd ed. OTexts, 2018. 382 p.
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural computation*. 1997. Vol. 9(8). P. 1735–1780.
10. Box G. E. P. et al. Time series analysis: forecasting and control. 5th ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2015. 720 p.

Дмитришин А.Д., Ткаченко В.В., Клименко І.А.

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАЙНЯТОСТІ ПАРКОМІСЦЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІЙ СИСТЕМІ ІoT

У статті досліджено ефективність моделей прогнозування зайнятості паркомісць в інтелектуальній системі Інтернету речей (*IoT*), що функціонує на основі хмарних обчислень. Розглянуто актуальність проблеми управління паркувальними

просторами в умовах сучасної урбанізації. Представлено архітектуру аналітичної системи, що включає IoT-сенсори для збору даних, хмарну платформу для їх обробки та зберігання, а також модуль прогнозування. Детально описано три моделі прогнозування часових рядів: LSTM (Long Short-Term Memory), Prophet та SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). Проведено експериментальне дослідження цих моделей на наборі даних про зайнятість паркомісць, що включало їх навчання, тестування та оцінку за допомогою метрик MAE, RMSE та MAPE. Здійснено порівняльний аналіз точності моделей, виявлено переваги та недоліки кожної з них у контексті прогнозування завантаженості паркувальних зон. Результати дослідження демонструють потенціал використання моделей машинного навчання для оптимізації управління міською паркувальною інфраструктурою та можуть бути використані для подальшого вдосконалення інтелектуальних транспортних систем.

Ключові слова: інтелектуальна система паркування; хмарні обчислення; прогнозування зайнятості; Інтернет речей; LSTM; Prophet; SARIMA; аналіз часових рядів; машинне навчання.

Dmytryshyn A.D., Tkachenko V.V., Klymenko I.A.

PERFORMANCE ANALYSIS OF PARKING OCCUPANCY PREDICTION MODELS IN AN IoT-BASED INTELLIGENT SYSTEM

The article investigates the effectiveness of parking occupancy forecasting models within an Internet of Things (IoT) intelligent system operating on cloud computing principles. The relevance of parking space management in modern urbanization is considered. The architecture of an analytical system is presented, which includes IoT sensors for data collection, a cloud platform for data processing and storage, and a forecasting module. Three time-series forecasting models are described in detail: LSTM (Long Short-Term Memory), Prophet, and SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). An experimental study of these models was conducted on a parking occupancy dataset, including their training, testing, and evaluation using MAE, RMSE, and MAPE metrics. A comparative analysis of the accuracy of the models was performed, identifying the advantages and disadvantages of each in the context of forecasting parking zone occupancy. The research results demonstrate the potential of using machine learning models to optimize urban parking infrastructure management and can be used for further improvement of intelligent transport systems.

Keywords: smart parking system; cloud computing; occupancy forecasting; Internet of Things; LSTM; Prophet; SARIMA; time series analysis; machine learning.