

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ AGILE-ПРОЕКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Анотація. Дослідження спрямоване на вирішення актуальних завдань у розвитку інформаційних систем і інтеграцію штучного інтелекту для оптимізації методологій Agile. Мета полягає у моделюванні та прогнозуванні ефективності Agile-процесів, враховуючи змінні вимоги та випадкові відхилення. Прогнозування ефективності розглядається як процес, де параметри адаптуються залежно від системи та даних. Розглядається вибір оптимальних моделей для прогнозування, порівнюючи SVM, Random Forest та нейронні мережі (CNN, LSTM). Нейронні мережі виявилися більш ефективними для прогнозування успішності проектів. Практична цінність дослідження полягає в ідентифікації LSTM та інших архітектур як ефективних інструментів. Інтеграція моделей машинного навчання, зокрема LSTM та CNN, покращує точність прогнозування та управління Agile-проектами, підвищуючи ефективність проектного управління.

Ключові слова: Agile, прогнозування, нейронні мережі, штучний інтелект, інформаційні системи, машинне навчання, LSTM.

Постановка проблеми. У сучасних умовах розвитку інформаційних технологій та швидких змін вимог до програмного забезпечення методології Agile стають все популярнішими. За даними Zenhub 2024 року [1], впровадження Agile-методологій скорочує час розробки продуктів і підвищує їх якість, покращуючи конкурентоспроможність організацій. Інтеграція машинного навчання додатково підвищує ефективність та точність прогнозів, дозволяючи швидко реагувати на зміни та ефективно управляти проектами. Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) відкриває нові можливості для підвищення ефективності Agile-процесів.

Актуальність дослідження обумовлена необхідністю оптимізації процесів розробки програмного забезпечення в умовах швидко змінюваних вимог і обмежених ресурсів. Використання технологій штучного інтелекту для підтримки Agile-методологій дозволяє підвищити точність прогнозування, автоматизувати планування та оцінку ризиків, що, в свою чергу, сприяє більш ефективному управлінню проектами. Це підтверджується дослідженням [2], яке показує, що моделі машинного навчання, такі як LSTM, CNN та Random Forest, демонструють значні переваги для прогнозування успішності Agile-проектів, забезпечуючи високу точність та адаптивність. Поточне дослідження

зосереджене на вивченні впливу ШІ на Agile-процеси, а також на розробці нових підходів до інтеграції інноваційних технологій у методології управління проектами.

Інтеграція інструментів штучного інтелекту в Agile-процеси є новим напрямком, який вимагає детального дослідження та аналізу. Використання технологій обчислювального інтелекту, таких як нейронні мережі та генеративні змагальні мережі (GAN), стало ефективним підходом для прогнозування часових рядів та управління проектами [3], [4]. Використання машинного навчання для прогнозування дозволяє значно покращити управління проектами, зокрема точність прогнозування та ефективність управління ризиками [5].

Дослідження [6] застосування сучасних методів машинного навчання, таких як AutoML та глибоке навчання, для прогнозування ефективності проектів, показує значне покращення результатів порівняно з традиційними методами. Це дозволяє не тільки підвищити продуктивність команд розробників, але й значно зменшити ризики та покращити якість кінцевого продукту. У цьому контексті, актуальним є дослідження використання різних моделей машинного навчання, таких як Support Vector Machines (SVM), Random Forest та нейронних мереж (NN), зокрема Long Short-Term Memory (LSTM), для прогнозування ефективності проектів і оптимізації Agile-процесів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У процесі проведення даного дослідження було проаналізовано ряд останніх публікацій, що стосуються використання штучного інтелекту та інструментів моделювання в рамках методологій Agile. Інтеграція штучного інтелекту в процеси Agile розробки значно підвищує ефективність, швидкість та якість розробки програмного забезпечення, автоматизуючи рутинні завдання, такі як генерація коду, тестування та виправлення помилок. Це дозволяє командам зосередитися на інноваціях та вирішенні складних проблем, підвищуючи загальну продуктивність та якість продукту [7].

Наприклад, у роботі [8] досліджували використання генеративного штучного інтелекту для автоматизації планування та оцінки ризиків у Agile-проектах, підкреслюючи позитивний вплив штучного інтелекту на їх ефективність та адаптивність. Автори провели порівняльний аналіз різних моделей машинного навчання, зокрема генеративних змагальних мереж (GAN), для прогнозування ефективності проектів, виявляючи їх значний вплив на результати.

Інші дослідження, такі як [9], показали, що використання методів машинного навчання, таких як генеративні змагальні мережі (GAN) та автоматизовані інструменти машинного навчання (AutoML), суттєво покращує точність прогнозів та ефективність управління Agile-проектами. Дослідження, таке як [10], аналізувало впровадження технологій штучного інтелекту в методології Agile, висвітлюючи переваги у підвищенні продуктивності команд та якості кінцевого продукту, а також виклики, пов'язані з безпекою даних та потребою в спеціалізованих технічних знаннях. Загальний аналіз свідчить, що інтеграція штучного інтелекту в методології Agile є перспективним напрямком, який значно підвищує адаптивність та ефективність проектів в інформаційних системах.

Метою цього дослідження є створення та інтеграція передових моделей машинного навчання для підвищення ефективності методологій Agile. Дослідження спрямоване на розробку інноваційних підходів, що використовують технології штучного інтелекту для оптимізації управління проектами, зокрема через поліпшення прогнозування ефективності Agile-процесів. Особлива увага приділяється адаптації моделей до змінних умов та вимог, що забезпечує гнучкість і оперативність інформаційних систем у динамічному середовищі.

Викладення основного матеріалу дослідження. Для моделювання та прогнозування ефективності Agile-процесів у дослідженні були використані різноманітні інструменти штучного інтелекту, що дозволяють глибше аналізувати великі обсяги даних та виявляти складні залежності. Усі графіки та візуалізації створені за допомогою мови програмування Python та спеціалізованих бібліотек, таких як Matplotlib, Seaborn та TensorFlow, що забезпечують високу точність та наочність представлених даних.

Основні етапи дослідження включали ретельний збір даних, що охоплює метрики ефективності та історичні дані проєктів, вибір відповідних моделей машинного навчання, їх тренування на зібраних даних, тестування моделей для оцінки їхньої точності та надійності, а також детальний аналіз отриманих результатів для виявлення оптимальних рішень у контексті управління Agile-процесами.

1. Для проведення дослідження використовувалися такі дані:

Метрики ефективності, обсяги робіт, часові рамки та ресурси проєктів Agile, історичні дані про успішність виконання Agile-проєктів, включаючи часові ряди завдань, етапи виконання та результати, дані про вимоги та їхні зміни під час реалізації проєктів для врахування їхнього впливу на кінцевий результат.

2. Для проведення даного дослідження було обрано наступні моделі:

Лінійна регресія, Random Forest, Support Vector Machines (SVM), нейронні мережі, включаючи Convolutional Neural Networks (CNN) та Long Short-Term Memory (LSTM). Вибір цих моделей обумовлений їхньою здатністю до аналізу великих обсягів даних та обробки складних залежностей між змінними. Параметри моделей налаштовувалися на основі гіперпараметрів, таких як кількість шарів та нейронів у випадку нейронних мереж.

3. Тренування та тестування моделей:

– Моделі тренувалися на історичних даних проєктів. Машинне навчання, особливо LSTM, демонструє значні переваги для прогнозування в умовах Agile. Практична реалізація Agile-моделей потребує відповідних інструментів управління часом проєкту, включаючи автоматизовані інструменти та платформи для ефективного планування, відстеження та коригування часових рамок [11].

– Для тестування використовувалися різні набори даних для оцінки точності та надійності моделей. Використання методів, таких як Random Forest та Support Vector Machines, значно покращує точність прогнозів та ефективність управління проєктами Agile.

– Формули для обчислення метрик:

1. MAE (Mean Absolute Error):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

2. RMSE (Root Mean Squared Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

3. R^2 Coefficient of Determination)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

4. MAPE (Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (4)$$

5. EVS (Explained Variance Score):

$$EVS = 1 - \frac{Var(y - \hat{y})}{Var(y)} \quad (5)$$

де y_i – фактичне значення, \hat{y}_i – прогнозоване значення, \bar{y} – середнє значення, n – кількість спостережень.

4. Оцінка та аналіз результатів:

– Проведено порівняння моделей за метриками точності: середня абсолютна похибка (MAE), середньоквадратична похибка (RMSE) та коефіцієнт детермінації (R^2). Дослідження [12] підтверджує, що інтеграція технологій штучного інтелекту в методології Agile підвищує продуктивність команд та покращує якість кінцевого продукту, що відображається в метриках точності моделей.

– Для глибшого розгляду ефективності моделей включено аналіз додаткових метрик, таких як MAPE та EVS. Це дозволяє отримати комплексне уявлення про ефективність моделей. У результаті проведено порівняльний аналіз прогнозної якості використаних моделей (табл. 1).

Таблиця 1

Порівняння точності моделей машинного навчання за основними метриками (MAE, RMSE, R^2 , MAPE, EVS)

Модель	MAE	RMSE	R^2	MAPE	EVS
Лінійна регресія	1.513	1.945	0.802	10.5	0.8
Random Forest	1.265	1.688	0.862	0.2	0.86
Support Vector Machines	1.425	1.817	0.832	9.3	0.83
CNN	1.200	1.580	0.880	7.8	0.88
LSTM	1.150	1.500	0.890	7.5	0.89
Bidirectional LSTM	1.100	1.450	0.900	7.2	0.90

Графік на рисунку 1 демонструє порівняльний аналіз точності прогнозів різних моделей машинного навчання. Лінійна регресія демонструє середній рівень точності прогнозування, але її простота та швидкість роблять її корисною для базових прогнозів.

Random Forest продемонстрував високу точність та надійність у прогнозуванні ефективності проектів завдяки своїй здатності враховувати нелінійні взаємозв'язки між змінними. Support Vector Machines (SVM) забезпечили високу точність прогнозів, але їхня складність вимагає значних обчислювальних ресурсів. Нейронні мережі, зокрема Convolutional Neural Networks (CNN), показали добрі результати у прогнозуванні ефективності проектів, особливо при роботі з великими обсягами даних. Long Short-Term Memory (LSTM) та Bidirectional LSTM виявилися найбільш ефективними моделями для прогнозування, демонструючи високу точність та мінімальні прогнознi похибки.

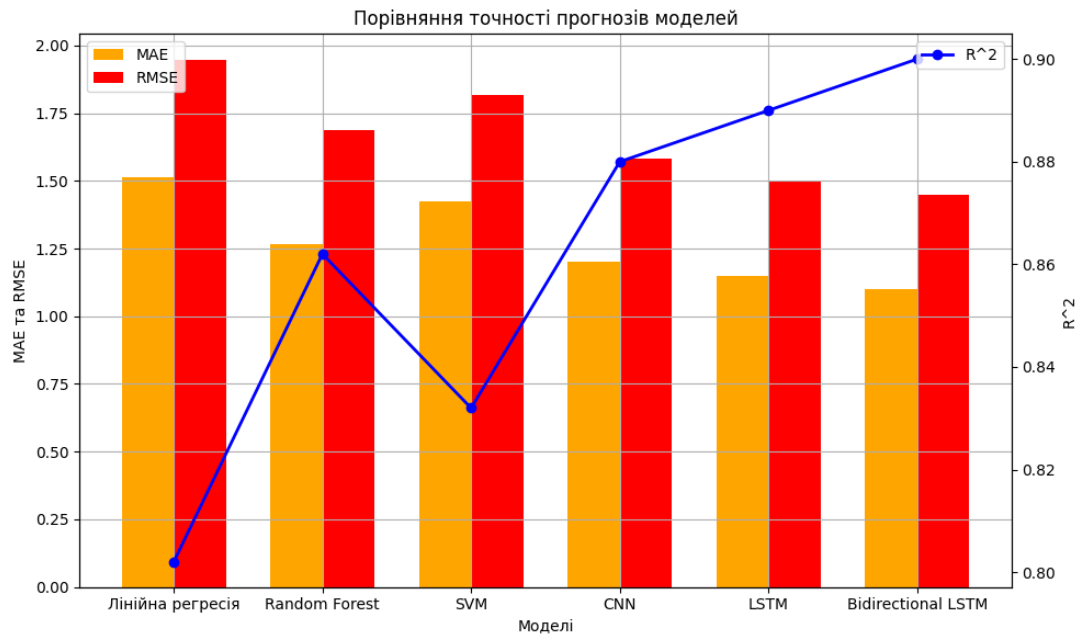


Рисунок 1 - Порівняння точності прогнозів моделей машинного навчання за показниками MAE, RMSE та R² (створено у середовищі Python)

Фактори, що впливають на точність прогнозування:

1. Архітектура моделі: Нейронні мережі, такі як LSTM та Bidirectional LSTM, демонструють найвищу точність завдяки здатності враховувати залежності в часових рядах та навчанню на довгих послідовностях даних. Ці моделі ефективно розпізнають патерни в даних, що дозволяє їм точно прогнозувати майбутні значення.

2. Обсяг та якість даних: Висока точність моделей забезпечується завдяки великому обсягу історичних даних та їх високій якості. Чим більше даних доступно для навчання моделі, тим точніші будуть її прогнози.

3. Гіперпараметри моделі: Правильний вибір гіперпараметрів, таких як кількість шарів і нейронів у моделі, значно впливає на її продуктивність. Оптимізація гіперпараметрів може суттєво покращити точність прогнозів.

4. Методи передобробки даних: Використання методів фільтрації та нормалізації даних підвищує точність прогнозів. Передобробка даних допомагає усунути шум і аномалії, забезпечуючи більш чисті та якісні вхідні дані для навчання моделі.

Графік на Рисунку 2 нижче демонструє порівняння прогнозів моделей машинного навчання з фактичними значеннями цільової змінної. Чорні точки представляють ре-

льні дані, тоді як лінії синього, зеленого та червоного кольорів показують прогнози моделей лінійної регресії, Random Forest та Support Vector Machines (SVM) відповідно.

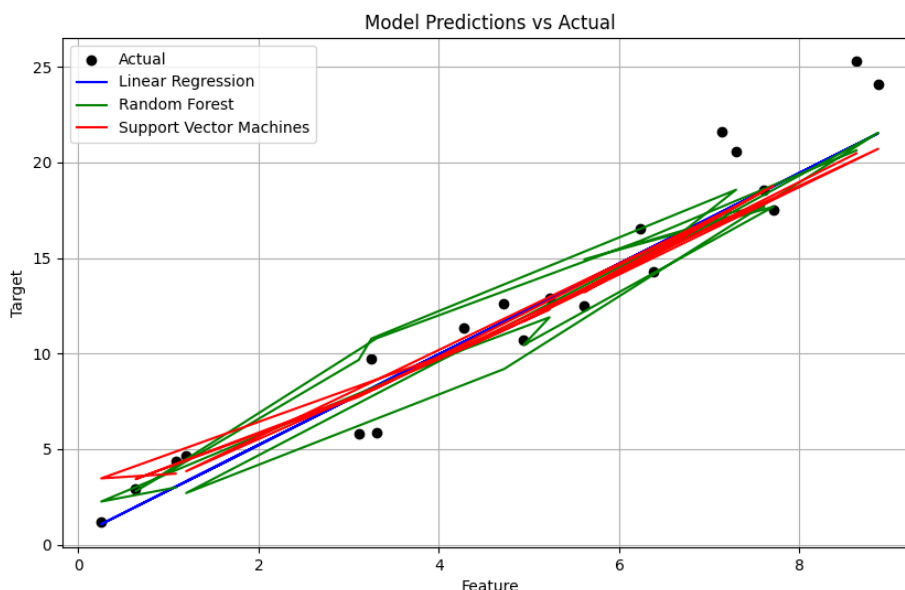


Рисунок 2 - Порівняння прогнозів моделей Лінійної регресії, Random та Support Vector Machines з фактичними даними (створено у середовищі Python)

Модель Random Forest демонструє найкращу відповідність фактичним даним, показуючи високу точність, хоча інколи і виявляє схильність до перенавчання. Лінійна регресія, хоча і намагається збігатися з середніми значеннями, часто недооцінює високі та переоцінює низькі значення. SVM показує проміжні результати, пропонуючи збалансовану точність, але все ще поступається Random Forest у точності відображення фактичних даних. Загалом, аналіз показує, що Random Forest є найбільш надійною моделлю для точного прогнозування у цьому контексті.

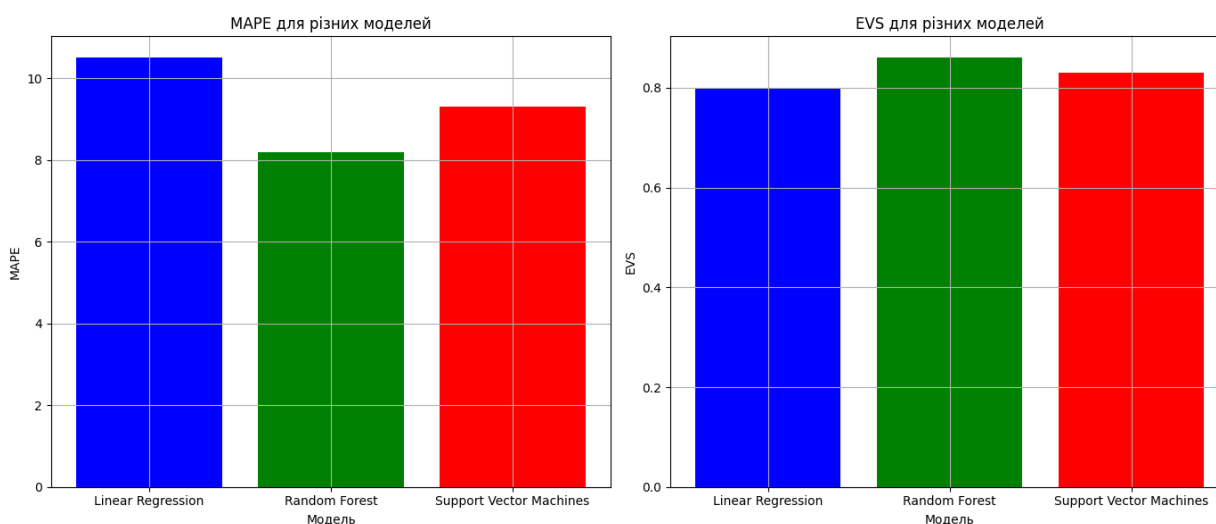


Рисунок 3 - Показники MAPE та EVS для різних моделей (створено у Python)

Графік на рисунку 3 демонструє показники MAPE та EVS для різних моделей. На основі аналізу показників MAPE та EVS, можна зробити висновок, що модель Random

Forest є найефективнішою серед представлених моделей, демонструючи найнижчі значення MAPE і найвищі значення EVS. Модель лінійної регресії показує найгірші результати за обома метриками, тоді як SVM знаходиться між ними, демонструючи середню ефективність. Це підтверджує важливість вибору відповідної моделі машинного навчання для досягнення максимальної точності та ефективності прогнозування.

Висновки. Результати цього дослідження підтверджують, що моделі машинного навчання, такі як Random Forest та LSTM, мають значний потенціал для покращення ефективності управління проектами за методологією Agile. Виявлена висока точність прогнозів та здатність цих моделей враховувати різноманітні нелінійні взаємозв'язки між змінними, що робить їх незамінними інструментами в сучасному динамічному середовищі розробки програмного забезпечення.

З огляду на результати дослідження, рекомендується впроваджувати ці моделі для прогнозування та управління ризиками у великих і складних проектах. Їх використання може суттєво підвищити ефективність та надійність планування, дозволяючи командам оперативно адаптуватися до змін вимог та зовнішніх умов. Це, в свою чергу, сприятиме зниженню ймовірності зривів термінів і перевитрати ресурсів. Важливим аспектом є інтеграція моделей машинного навчання у вже існуючі інструменти та платформи, які використовуються для управління проектами за методологією Agile. Це забезпечить безшовний перехід до нових технологій і мінімізує опір змінам з боку користувачів. Основні обмеження цього дослідження включають обмежену кількість аналізованих даних та можливі відмінності у результатах залежно від специфіки проектів. Майбутні дослідження можуть зосередитися на інтеграції інших моделей глибокого навчання, таких як GAN (Generative Adversarial Networks) або Transformer-based моделі, що можуть надати додаткові переваги у специфічних умовах різних галузей.

Загалом, інтеграція передових моделей машинного навчання у методології Agile є перспективним напрямком, який здатен суттєво покращити управління проектами, знизити ризики та підвищити якість кінцевих продуктів. Рекомендується активно продовжувати дослідження в цій галузі та впроваджувати отримані результати у практику для досягнення найкращих результатів.

ЛІТЕРАТУРА

1. ZenHub Blog. What does 2024 hold for agile? [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://blog.zenhub.com/what-does-2024-hold-for-agile/> (дата звернення: 02.08.2024).
2. Veido, D., Misnevs, B., Plotkin, A. The Method of Agile Projects Success Evaluation Using Machine Learning // Kabashkin, I., Yatskiv, I., Prentkovskis, O. (eds). Reliability and Statistics in Transportation and Communication. RelStat 2019. Lecture Notes in Networks and Systems. Springer, Cham. 2020. Vol. 117. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44610-9_47
3. Westergaard, G.; Erden, U.; Mateo, O.A.; Lampo, S.M.; Akinci, T.C.; Topsakal, O. Time Series Forecasting Utilizing Automated Machine Learning (AutoML): A Comparative Analysis Study on Diverse Datasets. Information. 2024. Vol. 15. Article 39. <https://doi.org/10.3390/info15010039>

4. Casolaro, A.; Capone, V.; Iannuzzo, G.; Camastra, F. Deep Learning for Time Series Forecasting: Advances and Open Problems. *Information*. 2023. Vol. 14. Article 598. <https://doi.org/10.3390/info14110598>
5. Wasserbacher, H., Spindler, M. Machine learning for financial forecasting, planning and analysis: recent developments and pitfalls. *Digit Finance*. 2022. Vol. 4, No. 2. P. 63–88. <https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>
6. Potgieter, P.H. Machine Learning and Forecasting: A Review // Alleman, J., Rappoport, P., Hamoudia, M. (eds). *Applied Economics in the Digital Era*. Palgrave Macmillan, Cham. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-40601-1_8
7. Haidabrus, B. Generative AI in Agile, Project, and Delivery Management // Ivanov, V., Trojanowska, J., Pavlenko, I., Rauch, E., Pitel', J. (eds). *Advances in Design, Simulation and Manufacturing VII. DSMIE 2024. Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer, Cham. 2024. https://doi.org/10.1007/978-3-031-61797-3_9
8. Cabrero-Daniel, Beatriz. AI for Agile Development: a Meta-Analysis [Електронний ресурс]. ResearchGate, 2023. Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/370776199_AI_for_Agile_development_a_Meta-Analysis (дата звернення: 02.08.2024).
9. Anas Bahi, Jihane Gharib, Youssef Gahi. Integrating Generative AI for Advancing Agile Software Development and Mitigating Project Management Challenges // *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 2024. Vol. 15, No. 3. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150306>
10. Savio, R., Ali, J. Artificial Intelligence in Project Management & Its Future // *Saudi Journal of Engineering and Technology*. 2023. <https://doi.org/10.36348/sjet.2023.v08i10.002>
11. Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N., de Vass, T. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. *Appl. Sci*. 2023. Vol. 13. Article 5014. <https://doi.org/10.3390/app13085014>
12. Nenni, M.E., De Felice, F., De Luca, C. et al. How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review. *Manag Rev Q*. 2024. <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00418-z>

REFERENCES

1. ZenHub Blog. (2024). What does 2024 hold for agile? [Electronic resource]. Available at: <https://blog.zenhub.com/what-does-2024-hold-for-agile/> (Accessed: 2 August 2024).
2. Veido, D., Misnevs, B., Plotkin, A. The Method of Agile Projects Success Evaluation Using Machine Learning // Kabashkin, I., Yatskiv, I., Prentkovskis, O. (eds). *Reliability and Statistics in Transportation and Communication. RelStat 2019. Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, Cham. 2020. Vol. 117. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44610-9_47
3. Westergaard, G.; Erden, U.; Mateo, O.A.; Lampo, S.M.; Akinci, T.C.; Topsakal, O. Time Series Forecasting Utilizing Automated Machine Learning (AutoML): A Comparative Analysis Study on Diverse Datasets. *Information*. 2024. Vol. 15. Article 39. <https://doi.org/10.3390/info15010039>

4. Casolaro, A.; Capone, V.; Iannuzzo, G.; Camastra, F. Deep Learning for Time Series Forecasting: Advances and Open Problems. *Information*. 2023. Vol. 14. Article 598. <https://doi.org/10.3390/info14110598>
5. Wasserbacher, H., Spindler, M. Machine learning for financial forecasting, planning and analysis: recent developments and pitfalls. *Digit Finance*. 2022. Vol. 4, No. 2. P. 63–88. <https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>
6. Potgieter, P.H. Machine Learning and Forecasting: A Review // Alleman, J., Rappoport, P., Hamoudia, M. (eds). *Applied Economics in the Digital Era*. Palgrave Macmillan, Cham. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-40601-1_8
7. Haidabrus, B. Generative AI in Agile, Project, and Delivery Management // Ivanov, V., Trojanowska, J., Pavlenko, I., Rauch, E., Pitel, J. (eds). *Advances in Design, Simulation and Manufacturing VII. DSMIE 2024. Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer, Cham. 2024. https://doi.org/10.1007/978-3-031-61797-3_9
8. Cabrero-Daniel, B. (2023). AI for Agile Development: A Meta-Analysis [Electronic resource]. ResearchGate. Available at: https://www.researchgate.net/publication/370776199_AI_for_Agile_development_a_Meta-Analysis (Accessed: 2 August 2024).
9. Anas Bahi, Jihane Gharib, Youssef Gahi. Integrating Generative AI for Advancing Agile Software Development and Mitigating Project Management Challenges // *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 2024. Vol. 15, No. 3. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150306>
10. Savio, R., Ali, J. Artificial Intelligence in Project Management & Its Future // *Saudi Journal of Engineering and Technology*. 2023. <https://doi.org/10.36348/sjet.2023.v08i10.002>
11. Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N., de Vass, T. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. *Appl. Sci*. 2023. Vol. 13. Article 5014. <https://doi.org/10.3390/app13085014>
12. Nenni, M.E., De Felice, F., De Luca, C. et al. How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review. *Manag Rev Q*. 2024. <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00418-z>

Received 19.10.2024.
Accepted 25.10.2024.

Forecasting the efficiency of agile projects using machine learning

The aim of the research is to address current challenges in the development of information systems and the integration of artificial intelligence technologies to optimize Agile methodologies. The study focuses on modeling and forecasting the efficiency of Agile processes, taking into account changing requirements over time and random deviations. Forecasting is understood as the process of estimating the future efficiency of Agile processes based on the analysis of time series and machine learning models. Efficiency forecasting is considered as time series forecasting, where parameters adapt depending on the system and data, allowing the model to generalize and take into account various factors affecting project outcomes.

The study examines the selection of the optimal model for forecasting Agile process efficiency by comparing machine learning methods such as Support Vector Machines (SVM),
ISSN 1562-9945 (Print) 183
ISSN 2707-7977 (Online)

Random Forest, and neural networks (CNN, LSTM). Comparative analysis showed that neural networks (LSTM, Bidirectional LSTM, CNN) are more effective for predicting project success, demonstrating high accuracy and lower errors. The practical value of the research lies in identifying LSTM and other neural network architectures as effective tools for predicting project success. This can serve as a guideline for implementing effective management systems in real-world conditions. For example, the application of LSTM in large IT companies for forecasting the success of Agile projects has significantly improved planning accuracy and reduced risks.

The research confirms that the integration of machine learning models, particularly LSTM and CNN, significantly improves the accuracy of forecasting and managing Agile projects. The application of these technologies can greatly enhance project management efficiency in information systems.

Keywords: Agile, forecasting, neural networks, artificial intelligence, information systems, machine learning, LSTM.

Палій Владислав Ігорович - аспірант кафедри цифрової економіки та системного аналізу Державного торговельно-економічного університету, м.Київ. v.paliy@knute.edu.ua.

Vladyslav Paliy - PhD Student, Department of digital economy and systems analysis, State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine. v.paliy@knute.edu.ua.