



**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ПОЛТАВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА  
ІМЕНІ ЮРІЯ КОНДРАТЮКА**

**ЗБІРНИК МАТЕРІАЛІВ**

**77-ї НАУКОВОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ ПРОФЕСОРІВ,  
ВИКЛАДАЧІВ, НАУКОВИХ ПРАЦІВНИКІВ,  
АСПІРАНТІВ ТА СТУДЕНТІВ УНІВЕРСИТЕТУ**

**16 травня – 22 травня 2025 р.**

## **МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ МОЖЛИВИХ РИЗИКІВ ТА ЗАТРИМОК В AGILE ПРОЄКТАХ**

Сьогодні одним із найпопулярніших методів управління проєктами програмного забезпечення є методологія AGILE, яку використовують до 95% технологічних компаній і 86% команд розробників програмного забезпечення [1], оскільки це одна з найефективніших методологій управління проєктами. При цьому AGILE-проєкти часто провалюються через ризики, які не були виявлені на етапі планування, і великі затримки. Існуючі методи виявлення ризиків і затримок не є автоматизованими і, отже, більш схильні до людських помилок. Часто проєктні команди не можуть вчасно визначити необхідні ризики, що призводить до провалу проєктів.

Для вирішення цієї проблеми можна використовувати методи машинного навчання, оскільки це проблема бінарної класифікації, де необхідно з'ясувати, чи належить проблема AGILE проєкту до набору можливих ризиків чи ні.

Аналіз доступних робіт за цією тематикою показав, що на даний момент існує досить багато методів виявлення можливих ризиків і затримок в проєктах AGILE, які використовують методи машинного навчання. Наприклад, наївний Баєсів класифікатор, штучні нейронні мережі, Random Forest та інші [2]. Вони демонструють високу влучність передбачень. Найефективнішим методом класифікації ризиків проблем AGILE наразі є Random Forest із найвищими результатами продуктивності та середньою влучністю 0,8 [2].

Основною проблемою вказаних вище методів є неможливість використання функцій на основі дат, що може вплинути на статус ризику проблеми AGILE. Для вирішення цієї проблеми можна використати процедуру Prophet. Prophet або «Facebook Prophet» – процедура прогнозування часових рядів на основі адитивної моделі, призначена для обробки генеральних рядів, у яких зручно коригуються нелінійні часові параметри [3].

Для навчання двох вказаних методів машинного навчання потрібні історичні дані. Для створення навчальних наборів даних дані про проблеми AGILE було зібрано з 4 проєктів програмного забезпечення з відкритим кодом, які використовують Atlassian JIRA як систему відстеження проблем: Apache, Red Hat, Spring і Moodle. Загалом із систем відстеження проблем було зібрано близько 1,5 мільйона проблем. Лише невелику

частину з них можна було використати для навчання методу через відсутність необхідних даних для визначення статусу затримки цих проблем.

Отриманий набір даних складається з 50 тисяч попередньо оброблених проблем. Після попередньої обробки вони включають наступні характеристики: час обговорення, час очікування, тип проблеми, кількість повторів, відсоток відкладених проблем, які виникли у розробника, робоче навантаження розробника, пріоритет, кількість коментарів, кількість змін пріоритету, кількість версій виправлень, кількість уражених версій, кількість посилань на проблеми, кількість проблем із блокуванням тощо. Набори даних використовувалися для навчання моделі методу Random Forest, а функція середнього арифметичного використовувалася для визначення результату набору дерев рішень, яке показувало наступні результати влучності для кожного проєкту: 0.8 для Apache, 0.73 для Moodle, 0,96 для Red Hat, 0,83 для Spring, 0,84 для всіх проєктів разом.

Отримані результати високі, їх можна вважати корисними для AGILE, але вони мають великий розкид від 73% до 96%, що може вказувати на перенавчання для проєкту Red Hat. Крім того, ця модель не включає дані, пов'язані з датою.

Щоб включити дані, пов'язані з датою, модель Prophet була навчена передбачати ймовірність того, яка проблема стане ризикованою, якщо робота над проблемою починається у відповідну дату. Середня ймовірність того, що проблема буде затриманою та становитиме ризик, становить приблизно 16,7%, але для проблем, які почалися наприкінці кварталів або під час святкових сезонів, такий шанс вищий, ніж середній наприклад 17,4% для різдвяних свят. Таким чином, можна припустити, що використання коефіцієнта, який дорівнює частці ділення прогнозованої ймовірності ризику моделі Prophet на середню ймовірність, для зміни результатів розподілу в наборах дерев рішень, збільшить показник влучності методу.

Використовуючи набори даних, було навчено моделі Prophet та Random Forest і використано нову функцію з використанням коефіцієнта для визначення результату набору дерев рішень, яке показало наступні результати влучності для кожного проєкту: 0.82 для Apache, 0.74 для Moodle, 0,93 для Red Hat, 0,84 для Spring, 0,85 для всіх проєктів разом.

Отримані результати мають влучність у середньому на 1-2% вищу, ніж раніше, і нижчу влучність для проєкту Red Hat, що може вказувати на нижче перенавчання моделі для цього проєкту.

#### *Література*

1. *State of AGILE report* [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://stateofagile.com/>.

2. Choetkiertikul, M., Dam, H.K., Tran, T. et al. Predicting the delay of issues with due dates in software projects // *Empirical Software Engineering*. Vol. 22. 2017. - P. 1223–1263. <https://doi.org/10.1007/s10664-016-9496-7>.

3. Taylor SJ, Letham B. Forecasting at scale [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2>.

**UDC 004.9**

*O. Haitan, Senior lecturer,  
D. Shirai, Student of the 401-TN group,  
National University «Yuri Kondratyuk Poltava Polytechnic»*

## **DEVELOPMENT OF AN INTERACTIVE EDTECH PLATFORM WITH VISUAL LEARNING TOOLS FOR FOREIGN LANGUAGE LEARNING TO ENHANCE THE EFFICIENCY OF THE EDUCATIONAL PROCESS.**

In modern times, knowledge of foreign languages has become a key competence for personal development, professional fulfillment, and global communication. Considering this, the educational process is embracing digitalization, which involves introducing innovative technologies that make learning more efficient, interactive, and personalized.

Traditional educational methods often do not meet the needs of the modern generation, which is increasingly engaged with visual content, flexible access, and a high level of interactivity. This is especially true for language learning, where visibility, repetition, contextual vocabulary, and quick feedback are essential.

The study aims to develop a new generation EdTech platform – interactive, visually oriented, adaptive to the user's level, and capable of providing a full educational experience and accelerating foreign language learning.

The first stage of the research consisted of collecting and analyzing modern methods of learning the material, considering different types of EdTech platforms and their features. Particular attention was paid to the use of visual learning tools and their impact on the effectiveness of learning lexical and grammatical material.

The second stage of work consisted of selecting the relevant technologies for building an EdTech platform. In particular, we considered the Next.js framework [1], the MongoDB database [2], and the TailwindCSS CSS framework [3].

Next.js is a modern web application development framework based on the React library that provides server-side rendering (SSR) [4], routing, performance optimization, and easy integration with APIs. It is widely used to