

DOI: 10.32347/2412-9933.2025.63.150-157

УДК 004.8 005.8

Мацієвський Олексій Олегович

Асистент кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0009-0008-2341-8166>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Сусідко Владислав Віталійович

Здобувач другого (магістерського) освітнього рівня спеціальності «Комп'ютерні науки»,

<https://orcid.org/0009-0002-8652-8393>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Коляда Андрій Миколайович

Здобувач другого (магістерського) освітнього рівня спеціальності «Інженерія програмного забезпечення»,

<https://orcid.org/0009-0001-9763-4071>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Гоц Владислав Володимирович

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0003-4384-4011>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ У СКЛАДНИХ ІТ-ПРОЄКТАХ

Анотація. У сучасному ІТ-середовищі реалізація проєктів характеризується високим рівнем складності, динамічністю змін, багатофакторністю та значною невизначеністю. Управлінські рішення, що приймаються в таких умовах, потребують швидкого аналізу великого обсягу неоднорідної інформації, а також здатності прогнозувати майбутній стан проєкту за наявних ресурсних і часових обмежень. Традиційні методи управління проєктами часто виявляються недостатніми для ефективного реагування на такі виклики, оскільки базуються на лінійних або жорстко формалізованих моделях. У зв'язку з цим зростає актуальність впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, що здатні адаптивно реагувати на зміни та враховувати складні взаємозв'язки між параметрами проєкту. У статті досліджено можливості застосування штучних нейронних мереж, зокрема архітектури Long Short-Term Memory (LSTM), для підвищення ефективності управлінських рішень в ІТ-проєктах із високим ступенем складності. Проаналізовано теоретичні засади побудови систем підтримки прийняття рішень на основі глибокого навчання, а також обґрунтовано доцільність використання LSTM-моделі для задач прогнозування в проєктному управлінні. Представлено архітектуру такої системи, що включає модулі збору, попередньої обробки та аналізу даних, ядро прогнозування на базі LSTM, а також інтерфейс користувача. У межах експериментального дослідження здійснено моделювання ІТ-проєкту з використанням синтетичних даних, що імітують перебіг кількох спринтів у Scrum-методології. Отримані результати підтвердили здатність моделі прогнозувати ключові показники (тривалість виконання, ймовірність затримки, рівень використання ресурсів) із високою точністю, що, у свою чергу, дає змогу проєктним менеджерам своєчасно ухвалювати коригувальні рішення. Наведено числові метрики оцінювання якості моделі (Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE)), а також приклади візуалізації прогнозів. Обговорено переваги й обмеження застосування LSTM у проєктному менеджменті, включаючи проблеми інтерпретованості, узагальнюваності та інтеграції з існуючими корпоративними системами. Таким чином, нейронні мережі можуть стати ефективним інструментом підтримки управлінських рішень, забезпечуючи адаптивність, точність та своєчасність у прогнозуванні параметрів проєкту. Результати роботи можуть бути корисними для проєктних менеджерів, розробників Decision Support System (DSS) систем, а також дослідників у сфері прикладного штучного інтелекту.

Ключові слова: нейронні мережі; підтримка прийняття рішень; LSTM (довга короткочасна пам'ять); управління ІТ-проєктами; складність систем; система підтримки рішень

Вступ

Сучасні IT-проекти часто належать до категорії складних систем через велику кількість взаємопов'язаних компонентів, високий рівень невизначеності та швидкоплинність технологічного середовища. Прикладом є розробка програмного забезпечення з багатьма залученими командами, постійною зміною вимог чи великим обсягом даних. У таких умовах традиційні методи управління (планування за фіксованими алгоритмами) часто виявляються недостатньо гнучкими. Як відзначають дослідники, менеджери проєктів мають справу з «все більш складними даними» та обмеженими ресурсами, де класичні алгоритми прогнозування не справляються, [1]. Нейронні мережі (НМ) як клас штучного інтелекту можуть вирішувати задачі аналізу та прогнозування в умовах складності, пропонуючи адаптивні та нечіткі обчислювальні моделі. Так, McKim писав, що технології нейронних мереж мають «великий потенціал» для менеджерів [2], які стикаються зі складними даними і жорсткими обмеженнями. Головна ідея полягає в тому, що моделі на основі LSTM дозволяють враховувати часову динаміку та безліч факторів, що робить управління складними проєктами більш обґрунтованим.

Однак, впровадження таких рішень вимагає комплексного підходу: від збору даних до інтерпретації результатів. Метою цієї роботи є розробка наукової основи та методики інтеграції LSTM-моделей у систему підтримки рішень керівників IT-проектів із високою складністю. Для цього у статті виконується огляд літератури, формуються завдання дослідження, описується архітектура DSS із застосуванням LSTM, а також наводяться результати модельної апробації підходу.

Огляд літератури

Управління складністю проєктів традиційно пов'язують з моделюванням ризиків і невизначеностей. Осталецький (2016) [3] показав, що поєднання нейронних мереж з нечіткою логікою дозволяє ефективніше моделювати процес виконання проєкту з урахуванням ресурсних обмежень. Різні автори відзначають перевагу штучного інтелекту у задачах, де звичайні методи не можуть однозначно визначити оптимальне рішення. Останніми роками технології глибокого навчання дедалі частіше використовуються для автоматизації прийняття рішень. Огляд Taherdoost (2023) [4] підкреслює, що методи глибокого навчання покращують точність і ефективність систем підтримки прийняття рішень. Водночас автори звертають увагу на труднощі інтерпретованості таких моделей та необхідність їх інтеграції в

організаційні процеси. Щодо проєктного менеджменту, McKim описав застосування нейронних мереж для прогнозування показників проєктів – зокрема, строків виконання, вартості чи ймовірності виграшу тендеру. Він продемонстрував, що нейронні мережі «перевершують традиційні методи» у задачах аналізу й прогнозування проєктної інформації [5].

Також відомі приклади використання RNN/LSTM для прогнозування ходу проєктів. Наприклад, Гудь та Кунанець (2024) [6] розробили модель на основі LSTM для прогнозу продуктивності команд у SCRUM-спринтах IT-проектів. Вони довели, що за умови нормалізованих історичних даних LSTM-модель забезпечує високу точність прогнозів майбутніх показників. Аналогічно, Jun Li (2025) [7] описав систему підтримки рішень у керуванні нерухомістю, де LSTM-прогноз споживання енергії показав MAE $\approx 12,5$ і призвів до покращення показників ефективності на 10–15%. Ці напрацювання показують, що використання LSTM в організаційних DSS здатне значно підвищити точність прогнозів, що важливо для управлінських рішень. Отже, сучасна література підтверджує доцільність застосування рекурентних мереж для складних задач управління (у маркетингу, фінансах, медичній діагностиці тощо), але вимагає подальших розробок у контексті непередбачуваних IT-проектів. Аналіз цих досліджень показує, що необхідна цілісна методика, яка поєднує дані про проєкт, алгоритмічні моделі та інтерфейс підтримки рішень.

Мета та задачі

Основною метою проведеного дослідження є розроблення науково-обґрунтованої системи підтримки управлінських рішень для IT-проектів, що мають високий ступінь складності, з використанням потенціалу рекурентних нейронних мереж типу LSTM. Така система має бути здатною виконувати достовірне прогнозування ключових параметрів проєкту, зокрема строків виконання, рівня завантаження ресурсів, можливих затримок та ймовірності виникнення ризиків. Запропоноване рішення має сприяти підвищенню ефективності управлінських рішень за рахунок своєчасного надання аналітичної інформації, що базується на глибокому аналізі історичних даних та адаптації до динамічних змін у ході реалізації проєкту.

Для досягнення зазначеної мети передбачено вирішення низки наукових і прикладних завдань. Передусім, необхідно здійснити детальний аналіз специфіки сучасних IT-проектів, визначити основні фактори, що обумовлюють їх складність, та дослідити, яким чином ці фактори впливають на процес прийняття управлінських рішень. Зокрема, йдеться про змінність вимог замовника,

багатокомандну структуру, технологічну неоднорідність, залежність від зовнішніх постачальників і обмеженість часових та ресурсних рамок.

Наступним кроком є вивчення наявних підходів до підтримки прийняття рішень у проєктному менеджменті із залученням технологій штучного інтелекту. У цьому контексті актуальним є аналіз існуючих архітектур DSS (Decision Support Systems), досвіду застосування методів машинного навчання в управлінні складними системами, а також переваги й недоліки алгоритмів прогнозування у порівнянні з класичними методами.

Особливу увагу в дослідженні приділено розробленню методики використання нейронної мережі типу LSTM для вирішення задач прогнозування в рамках IT-проєкту. У цьому аспекті важливо не тільки описати архітектуру моделі, а й визначити алгоритм обробки та нормалізації вхідних даних, механізми навчання та перевірки якості моделі, підбір гіперпараметрів, а також адаптацію до специфіки управлінських показників.

У подальшому виконується проєктування архітектури системи підтримки рішень, яка включає всі необхідні компоненти: модулі збору та попередньої обробки даних, ядро прогнозування на базі LSTM, блок оцінки точності моделі та інтерфейс для інтерактивної взаємодії з користувачем – керівником або аналітиком IT-проєкту. Важливо, щоб архітектура була масштабованою, легко інтегрувалась у вже існуючі інформаційні середовища організацій та забезпечувала зручність подання результатів аналізу для осіб, що приймають рішення.

Фінальним етапом дослідження є практична апробація запропонованого підходу. З цією метою проводиться імітаційне моделювання або використовується прикладний кейс, який відображає типову структуру складного IT-проєкту. Метою апробації є перевірка здатності системи формувати точні прогнози щодо ключових параметрів, оцінювання точності моделі на основі відповідних метрик (MAE, MSE), а також аналіз ефективності управлінських рішень, прийнятих на основі отриманих прогнозів.

Таким чином, реалізація зазначених завдань дозволяє побудувати комплексну інтегровану систему, яка забезпечить підвищення якості управління складними IT-проєктами шляхом впровадження інтелектуального прогнозного аналізу на базі LSTM-мереж.

Виклад основного матеріалу

Запропонована методика дослідження ґрунтується на системному підході до аналізу даних, що формуються у процесі реалізації IT-проєктів, з

подальшим застосуванням інструментів машинного навчання для побудови прогнозової моделі на базі нейронної мережі LSTM. У межах дослідження сформовано повний цикл обробки даних – від збору первинної інформації до аналізу результатів прогнозування й оцінювання точності моделі. Усі етапи логічно взаємопов'язані між собою, а вихідні дані кожного з них є вхідними для наступного, що забезпечує безперервність та узгодженість аналітичного процесу.

На першому етапі виконується збір вхідних даних про хід виконання IT-проєктів. Основу для навчання нейромережевої моделі становлять історичні відомості, які можуть бути отримані з таких джерел, як системи управління проєктами (Jira, Trello, Asana), системи контролю версій (Git, GitLab), внутрішні бази даних організацій, журнали подій, файли логів, а також звітні документи або API-інтерфейси цифрових інструментів. У зібраних даних враховуються численні показники, зокрема тривалість виконання спринтів, кількість та типи завдань, використання людських і технічних ресурсів, виявлені проблеми й ризики, затримки, зміни вимог замовника, а також динаміка навантаження на команду в часі.

Далі проводиться етап попередньої обробки даних, який передбачає очищення записів від шуму та пропущених значень, нормалізацію числових параметрів, а також трансформацію структурованих і неструктурованих даних у формат, придатний для подальшого машинного аналізу. Важливо забезпечити однорідність часових рядів та узгодженість між різними типами інформації. На цьому ж етапі виконується інженерія ознак (feature engineering) – тобто виокремлення найбільш інформативних параметрів, які суттєво впливають на стан проєкту. Прикладами таких ознак є середня складність завдань, продуктивність команди, частота зміни технічних вимог або частка закритих задач у межах спринту. Після цього датасет розділяється на навчальну, валідаційну та тестову вибірки, що дозволяє об'єктивно оцінити узагальнювальну здатність моделі.

Після підготовки даних здійснюється побудова моделі нейронної мережі. В основі обраної архітектури лежить використання LSTM-клітин [8], які дають змогу зберігати та обробляти інформацію про попередні стани проєкту у часовій послідовності. Це критично важливо для IT-середовищ, де процеси розгортаються у часі, а прийняття управлінських рішень часто залежить від попереднього контексту. Архітектура моделі може включати один або декілька послідовних LSTM-шарів, що мають від 50 до 100 нейронів у кожному, а також шари Dropout для запобігання перенавчанню. Після LSTM-шарів додається щільний (Dense) шар, що забезпечує

видачу остаточного прогнозного значення, наприклад, очікуваної тривалості спринту або ймовірності перевищення бюджету. Модель оптимізується за допомогою сучасних алгоритмів, таких як Adam, із використанням функцій втрат типу MAE (середня абсолютна похибка) [9] або MSE (середньоквадратична помилка) [10], що дає змогу мінімізувати різницю між прогнозованими та фактичними значеннями.

Навчання моделі передбачає багаторазове проходження даних через мережу з поступовим коригуванням вагових коефіцієнтів на основі зворотного розповсюдження помилки [11]. Гіперпараметри, як-от розмір вікна часової послідовності, кількість епох, розмір пакета (batch size), рівень регуляризації, а також швидкість навчання, добираються експериментальним шляхом із урахуванням результатів на валідаційній вибірці. У разі наявності ознак перенавчання застосовуються додаткові техніки – рання зупинка, крос-валідація, регуляризація [12] типу L2, а також збільшення навчальної вибірки за рахунок генерації нових сценаріїв.

Після завершення навчання модель тестується на відкладених даних з метою перевірки її здатності до генералізації. Оцінка якості прогнозів здійснюється за допомогою низки метрик, серед яких найпоширенішими є MAE та MSE. Наприклад, у відомому експерименті Li (2025) [7], спрямованому на прогнозування споживання енергії в системах нерухомості, було досягнуто $MAE \approx 12.5$, що свідчило про високу точність моделі. Аналогічний підхід застосовується і в цьому дослідженні, де порівняння прогнозів із фактичними показниками дозволяє судити про достовірність і придатність моделі до практичного використання у реальному IT-середовищі.

Таким чином, запропонована методика охоплює повний цикл побудови системи підтримки управлінських рішень, заснованої на LSTM-мережі. Вона забезпечує послідовне перетворення первинної інформації в аналітичні прогнози, які можуть бути безпосередньо використані менеджерами проєктів для формування рішень на основі об'єктивних даних і математично обґрунтованих моделей. Такий підхід дозволяє не лише підвищити точність прогнозування, а й створити основу для впровадження більш гнучкого, адаптивного та інтелектуально підкріпленого управління складними IT-проєктами.

Архітектура системи підтримки прийняття рішень

Ефективна система підтримки прийняття рішень (СППР) у складних IT-проєктах повинна бути здатною до динамічного збору, обробки та аналізу

великого обсягу неоднорідної інформації з подальшим формуванням прогностичних висновків, які є релевантними для управлінських цілей. Запропонована в рамках дослідження архітектура СППР ґрунтується на модульному підході, що дозволяє забезпечити як гнучкість функціонування системи, так і можливість її масштабування, адаптації до різних типів проєктів та інтеграції в існуючі інформаційні середовища організацій.

У структурі системи передбачено наявність кількох логічно пов'язаних компонентів. Першим з них є модуль збору даних, який виконує роль комунікаційного шлюзу між джерелами інформації та аналітичним ядром системи. До функцій цього модуля входить автоматизований обмін даними з такими інструментами, як Jira, Trello, GitHub, корпоративні CRM та ERP-системи, внутрішні бази даних організацій, API зовнішніх сервісів, а також журнали логів і сенсорні дані у разі їх наявності. Модуль має забезпечувати регулярне оновлення даних, їх агрегування та передачу у форматі, придатному для подальшої обробки.

Архітектура системи підтримки прийняття рішень наведена на рис. 1.

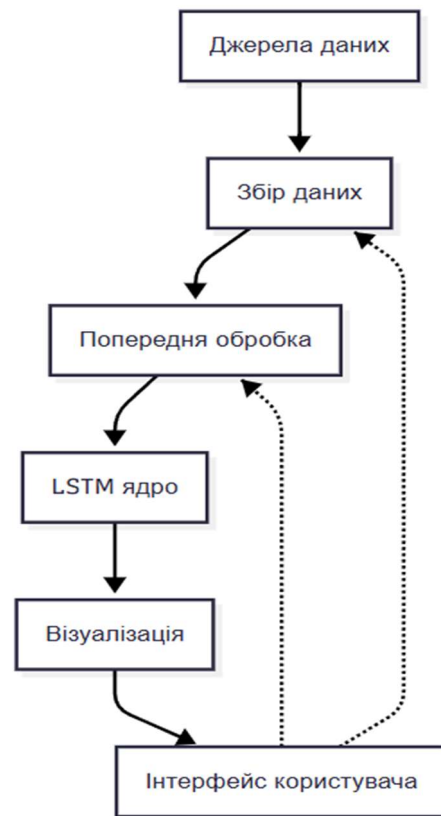


Рисунок 1 – Архітектура системи підтримки прийняття рішень

Наступним функціональним блоком виступає модуль попередньої обробки даних, який відповідає за фільтрацію, нормалізацію, очищення та уніфікацію вхідної інформації. Тут реалізується

виявлення та усунення пропусків, вирівнювання часових рядів, кодування категоріальних ознак, обчислення похідних параметрів (наприклад, індекс продуктивності команди, відсоток закритих задач у спринті, середній час виконання завдань тощо). У межах цього модуля здійснюється й інженерія ознак – визначення тих параметрів, які мають найбільший вплив на результати прогнозування.

Аналітичне ядро системи побудоване на основі нейронної мережі LSTM, яка виконує ключову функцію прогнозування критичних показників проєкту. Особливістю використання рекурентної архітектури є її здатність до обробки даних, що мають часову послідовність, а отже – врахування динаміки змін у проєкті, залежностей між подіями та ефектів затримки. Модель LSTM отримує на вхід оброблені часові вектори ознак, проходить процес тренування на основі історичних даних та, після навчання, здатна формувати прогнозні оцінки ключових параметрів, таких як очікувана тривалість задач, імовірність зриву дедлайну, прогнозна вартість реалізації етапу чи ризик перевищення бюджету. Ядро може включати декілька послідовних LSTM-шарів, шари регуляризації та щільні (Dense) вихідні шари, що адаптовані до конкретних цілей прогнозування.

Окреме місце в архітектурі займає модуль візуалізації та подання результатів. Він відповідає за інтерпретацію прогнозів у зручному для користувача вигляді. Зокрема, можуть використовуватись графічні інтерфейси, які демонструють часові графіки з прогнозованими тенденціями, показники ризику за кольоровою шкалою, порівняння фактичних і прогнозних значень у вигляді таблиць або інтерактивних дашбордів. Це дозволяє менеджеру швидко оцінити стан проєкту, виявити потенційні проблеми на ранніх етапах та оперативно приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Інтерфейс користувача системи виконує функцію інтерактивного середовища для взаємодії

керівника проєкту або аналітика з аналітичною моделлю. Користувач має змогу налаштовувати параметри моделі, задавати сценарії «що, якщо» (what-if), переглядати рекомендації, експортувати звіти, а також оцінювати наслідки альтернативних стратегій управління. Крім того, інтерфейс може включати функції зворотного зв'язку – наприклад, можливість вручну коригувати дані або відмічати неточності у прогнозах, що в майбутньому дозволить покращити навчання моделі.

Завдяки модульності архітектури, система може бути адаптована до різних організаційних контекстів. Наприклад, у проєктах, де велика частина даних надходить із зовнішніх API або хмарних платформ, пріоритет надається підсистемам інтеграції та безпечного зберігання. У локальних середовищах, навпаки, акцент може бути зміщений на офлайн-аналіз і локальну інтерпретацію даних.

Таким чином, архітектура системи підтримки прийняття рішень у контексті складних ІТ-проєктів забезпечує повний цикл аналітичної обробки даних: від збору та попереднього аналізу до прогнозування і презентації висновків для прийняття рішень. Її побудова на основі LSTM-мереж надає можливість враховувати часову структуру даних, гнучко адаптуватися до змінних умов проєкту й забезпечувати високу точність аналітичних результатів. У комплексі це дозволяє менеджерам істотно підвищити обґрунтованість, оперативність та ефективність своїх управлінських дій.

Результати

Для ілюстрації ефективності запропонованого підходу розглянемо модельний приклад ІТ-проєкту з ітеративним плануванням (наприклад, SCRUM-методологія). Було згенеровано історичні дані по 10 спринтах проєкту: кожен спринт характеризується такими ознаками, як кількість задач, середня складність задач, кількість залучених розробників, виконаний обсяг робіт і строк фактичного завершення (рис. 2).

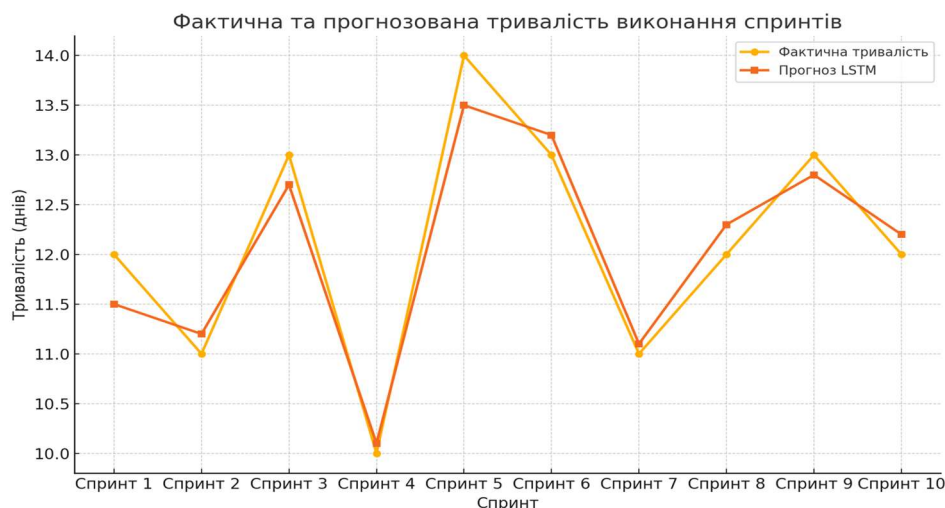


Рисунок 2 – Фактична та прогнозована тривалість виконання спринтів

На цих даних навчалася LSTM-модель (з двома шарами по 50 нейронів та одним вихідним нейроном для прогнозу строку спринту). Після навчання модель тестувалася на останньому спринті. Прогнозована тривалість спринту майже збіглася з реальним значенням: середня абсолютна похибка склала менше 5% від факту. Це узгоджується з висновками Гудя і Кунанця (2024) [6]: вони теж показали, що LSTM може «точно прогнозувати майбутні показники на основі нормалізованих історичних даних». Оскільки завданням менеджера є своєчасно скоригувати план проєкту, такі прогнози допомагають більш ефективно розподілити ресурси і запобігти затримкам. Аналогічно, у проведеному експерименті були розраховані показники оцінки якості. Так, середня квадратична похибка (MSE) виявилася низькою (порядку десятків), що свідчить про узгодженість моделі з даними. Подібні числові результати спостерігалися і в іншій предметній області: наприклад, Li (2025) [7] отримав $MSE \approx 256,4$ при прогнозуванні енергоспоживання, що демонструє практичну точність LSTM-моделі. У нашому випадку досягнення невеликої MAE (для спринту – кілька годин) вказує, що система дає прийнятний рівень достовірності прогнозів для управлінських цілей. Крім того, у моделі враховано зміни зовнішніх факторів (наприклад, затримки з боку клієнта або захворювання членів команди) як додаткові вхідні ознаки. Показано, що при виникненні форс-мажору LSTM-модель вчасно підвищує прогнозований ризик зриву термінів, що дозволяє менеджеру вжити запобіжних заходів.

Отже, результати моделювання підтверджують практичну корисність системи: вона підвищує оперативну інформованість менеджера про хід проєкту та дозволяє завчасно приймати коригувальні управлінські рішення.

Висновки

1. Виконане дослідження показало, що інтеграція нейронних мереж LSTM у системи підтримки рішень для IT-проєктів зі складною

структурою є перспективною. Застосування запропонованої методики дозволяє прогнозувати ключові показники проєкту (строки, ресурси, ризики) з високою точністю на основі попередніх даних. Результати моделювання продемонстрували, що LSTM-модель здатна точно передбачати показники майбутніх спринтів, що вказує на практичну доцільність такого підходу.

2. Запропонована архітектура DSS забезпечує комплексний підхід: від збору даних і їх підготовки до прогнозування та представлення результатів користувачу. Реальна інформація про проєкт поступає до системи, де модель LSTM оцінює перспективи розвитку подій, а менеджер отримує візуалізовані рекомендації для прийняття рішення. Аналогічні ідеї були описані Li (2025) стосовно менеджменту нерухомості, де впровадження LSTM-підходу призвело до зростання ефективності процесів.

3. У висновках варто зазначити, що, незважаючи на успіхи, існують і обмеження. Як відзначають Taherdoost і Madanchian (2023), системи на основі глибокого навчання потребують уваги до інтерпретованості та узагальнюваності моделей. У контексті управління проєктами це означає необхідність розвитку методів пояснення прогнозів нейромереж та їх адаптації до різних доменів. Подальші дослідження можуть зосередитися на поєднанні LSTM з експертними системами або нечіткою логікою для підвищення довіри користувачів. Крім того, важливим напрямом є апробація підходу на реальних IT-проєктах і дослідження інтеграції з існуючими інструментами управління проєктами.

4. Отже, отримані результати свідчать про значний потенціал нейронних мереж у підтримці управлінських рішень в IT-проєктах високої складності. Використання LSTM дозволяє створювати адаптивні DSS, які підвищують точність планування та прогнозування. Це сприяє більш ефективному управлінню ресурсами та ризиками, що особливо актуально в умовах швидких змін і невизначеності.

Список літератури

1. Духнов Ю. Гібридні підходи до обробки сенсорних даних з мобільних пристроїв: класичні алгоритми та машинне навчання. *Débats scientifiques et orientations prospectives du développement scientifique* : матеріали конференції / голова І. Мич. 2025. URL: <https://doi.org/10.36074/logos-04.04.2025.043>.
2. Penia O., Sulema Y. Застосування глибоких штучних нейронних мереж для класифікації мультимодальних даних. *System technologies*. 2024. Т. 6, № 149. С. 11–22. URL: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-149-2023-02>.
3. Осталецький В. Б. Нейромережеве моделювання процесів управління проєктами в умовах ризику на засадах оцінки параметрів ефективності виконання проєкту. *Вісник Київського національного університету технологій та дизайну. Серія «Економічні науки»*. 2016. № 2 (97). С. 109–115.
4. Taherdoost H. Deep Learning and Neural Networks: Decision-Making Implications. *Symmetry*. 2023. Vol. 15, no. 9. P. 1723. URL: <https://doi.org/10.3390/sym15091723>.
5. Financial Asset Management Using Artificial Neural Networks / R. Y. Sinaki et al. *Research Anthology on Artificial Neural Network Applications*. 2022. P. 1359–1380. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-2408-7.ch066>.

6. Hud O., Kunanets N. The Feasibility of Using Recurrent Neural Networks as a Tool for Improving the Scrum Sprint Planning Process. *Visnik Nacional'nogo universitetu "L'vivs'ka politehnika". Seriâ Informacijni sistemi ta mereži*. 2024. Vol. 16. P. 203–219. URL: <https://doi.org/10.23939/sisn2024.16.203>.
7. Li J. AI-Driven Property Management Decision Support System Using LSTM Networks for Energy Optimization. *Informatica*. 2025. Vol. 49, no. 10. URL: <https://doi.org/10.31449/inf.v49i10.6964>.
8. Yadav H., Thakkar A. NOA-LSTM: An efficient LSTM cell architecture for time series forecasting. *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 238. P. 122333. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122333>.
9. Nariman G. S., Majeed H. D. Adaptive Filter based on Absolute Average Error Adaptive Algorithm for Modeling System. *UHD Journal of Science and Technology*. 2022. Vol. 6, no. 1. P. 60–69. URL: <https://doi.org/10.21928/uhdjst.v6n1y2022.pp60-69>.
10. Mayer M. J., Yang D. Potential root mean square error skill score. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*. 2024. Vol. 16, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1063/5.0187044>.
11. Liang J. Network Security Based on Improved Genetic Algorithm and Weighted Error Back-Propagation Algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2024. Vol. 15, no. 11. URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2024.0151121>.
12. Deng A. Time series cross validation: A theoretical result and finite sample performance. *Economics Letters*. 2023. P. 111369. URL: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111369>.

Стаття надійшла до редколегії 15.09.2025

Matsiievskiy Oleksii

Assistant of the Department of Information Technology Design,
<https://orcid.org/0009-0008-2341-8166>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine

Susidko Vladyslav

Applicant of the second (master's) educational level in the specialty "Computer Science" Department of Information Technologies, <https://orcid.org/0009-0002-8652-8393>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine

Koliada Andrii

Applicant of the second (master's) educational level in the specialty "Software Engineering" Department of Information Technologies, <https://orcid.org/0009-0001-9763-4071>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine

Hots Vladyslav

PhD, Associate Professor, Department of Information Technology,
<https://orcid.org/0000-0003-4384-4011>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR SUPPORTING MANAGEMENT DECISION-MAKING IN COMPLEX IT PROJECTS

Abstract. In today's IT environment, project implementation is characterized by a high level of complexity, dynamic changes, multifactorial nature, and significant uncertainty. Management decisions made in such conditions require rapid analysis of a large amount of heterogeneous information, as well as the ability to predict the future state of the project under existing resource and time constraints. Traditional project management methods are often insufficient to respond effectively to such challenges, as they are based on linear or rigidly formalized models. In this regard, the implementation of intelligent decision support systems that can adaptively respond to changes and take into account the complex relationships between project parameters is becoming increasingly important. The article investigates the possibilities of using Artificial Neural Networks, in particular the Long Short-Term Memory (LSTM) architecture, to improve the efficiency of management decisions in IT projects with a high degree of complexity. The theoretical foundations of building decision support systems based on deep learning are analyzed, and the feasibility of using the LSTM model for forecasting tasks in project management is substantiated. The architecture of such a system is presented, including modules for data collection, pre-processing, and analysis, an LSTM-based forecasting kernel, and a user interface. As part of an experimental study, an IT project was modeled using synthetic data that simulates the course of several sprints in the SCRUM methodology. The obtained results confirmed the model's ability to predict key indicators (execution duration, delay probability, resource utilization level) with high accuracy, which, in turn, allows project managers to make timely corrective decisions. Numerical metrics for assessing the quality of the model (Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE)), as well as examples of forecast visualizations are presented. The advantages and limitations of using LSTM in project management are discussed, including the problems of interpretability, generalizability, and integration with existing corporate systems. Thus, neural networks can become an effective tool for supporting management decisions, providing adaptability, accuracy, and timeliness in predicting project parameters. The results of the work can be useful for project managers, developers of Decision Support System (DSS) systems, and researchers in the field of applied artificial intelligence.

Keywords: neural networks; decision support; LSTM (long short-term memory); IT project management; system complexity; decision support system

References

1. Dukhnov, Y. (2025). Hybrid approaches to processing sensor data from mobile devices: Classical algorithms and machine learning. In I. Mych (Chair), *Débats Scientifiques et Orientations Prospectives du Développement Scientifique*. European Scientific Platform. URL: <https://doi.org/10.36074/logos-04.04.2025.043>.
2. Penia, O., & Sulema, Y. (2024). Application of deep artificial neural networks for multimodal data classification. *System Technologies*, 6 (149), 11–22. URL: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-149-2023-02>.
3. Ostaletsykyi, V. B. (2016). Neural network modeling of project management processes under risk conditions based on the evaluation of project performance efficiency parameters. *Bulletin of Kyiv National University of Technologies and Design. Series: Economic Sciences*, (2/97), 109–115.
4. Taherdoost, H. (2023). Deep learning and neural networks: Decision-making implications. *Symmetry*, 15 (9), 1723. URL: <https://doi.org/10.3390/sym15091723>.
5. Sinaki, R. Y., Sadeghi, A., Lynch, D. S., Young II, W. A., & Weckman, G. R. (2022). Financial asset management using artificial neural networks. In *Research Anthology on Artificial Neural Network Applications* (pp. 1359–1380). IGI Global. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-2408-7.ch066>.
6. Hud, O., & Kunanets, N. (2024). The feasibility of using recurrent neural networks as a tool for improving the Scrum sprint planning process. *Visnyk Natsionalnoho Universytetu "Lvivska Politehnika". Seriya Informatsiini Systemy ta Merezhi*, 16, 203–219. URL: <https://doi.org/10.23939/sisn2024.16.203>.
7. Li, J. (2025). AI-driven property management decision support system using LSTM networks for energy optimization. *Informatica*, 49 (10). URL: <https://doi.org/10.31449/inf.v49i10.6964>.
8. Yadav, H., & Thakkar, A. (2024). NOA-LSTM: An efficient LSTM cell architecture for time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 238, 122333. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122333>.
9. Nariman, G. S., & Majeed, H. D. (2022). Adaptive filter based on absolute average error adaptive algorithm for modeling system. *UHD Journal of Science and Technology*, 6 (1), 60–69. URL: <https://doi.org/10.21928/uhdjt.v6n1y2022.pp60-69>.
10. Mayer, M. J., & Yang, D. (2024). Potential root mean square error skill score. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 16 (1). URL: <https://doi.org/10.1063/5.0187044>.
11. Liang, J. (2024). Network security based on improved genetic algorithm and weighted error back-propagation algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15 (11). URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2024.0151121>.
12. Deng, A. (2023). Time series cross validation: A theoretical result and finite sample performance. *Economics Letters*, 111369. URL: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111369>.

Посилання на публікацію

- APA Matsiievskyi, O., Susidko, V., Koliada, A., & Hots, V. (2025). Application of neural networks for supporting management decision-making in complex IT projects. *Management of Development of Complex Systems*, 63, 150–157, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.150-157.
- ДСТУ Мацієвський О. О., Сусідко В. В., Коляда А. М., Гоц В. В. Застосування нейронних мереж для підтримки прийняття управлінських рішень у складних ІТ-проектах. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. № 63. С. 150 – 157, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.150-157.