

ДОДАТКИ

Додаток А. Презентація

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Київський національний університет Будівництва і архітектури

«Модель прогнозування матеріальних витрат на будівництво з використанням нейронних мереж»

Факультет автоматизації і інформаційних технологій
Кафедра інформаційних технологій проектування та прикладної математики

Виконав: студент гр. ІСТм -24 Самков І.С.
Керівник: д.т.н., професор Терейковська Л.О.

Київ-2025

Слайд 1 – Титульний слайд

Актуальність роботи

У сучасних умовах нестабільності економічних ринків і постійного зростання вартості ресурсів завдання точного прогнозування матеріальних витрат на будівництво набуває особливої актуальності. Будівельна галузь є однією з ключових складових національної економіки, і ефективність її розвитку значною мірою залежить від здатності точно оцінювати майбутні витрати на етапі планування проєкту. Невірні оцінки вартості матеріалів можуть призвести до перевищення бюджету, зриву термінів і фінансових витрат. Традиційні методи кошторисного аналізу, що базуються на регресійних або експертних підходах, часто не враховують нелінійні зв'язки між численними параметрами проєкту, такими як вид матеріалів, регіональні коефіцієнти, терміни виконання робіт та макроекономічні фактори. У зв'язку з цим зростає потреба у використанні інтелектуальних систем прогнозування, заснованих на технологіях машинного навчання та нейронних мережах, які здатні виявляти приховані закономірності в даних і забезпечувати більш точні прогнози матеріальних витрат.

Останніми роками активний розвиток отримали моделі прогнозування, побудовані на базі штучних нейронних мереж - зокрема рекурентних (LSTM) і гібридних архітектур, що поєднують методи глибинного навчання з алгоритмами оптимізації, такими як генетичні алгоритми (GA), рій частинок (PSO) або варіаційна модова декомпозиція (VMD). Такі рішення довели свою ефективність у задачах прогнозування витрат, однак залишаються проблеми, пов'язані з високою чутливістю моделей до обсягу навчальних даних, складністю налаштування гіперпараметрів та необхідністю інтеграції макроекономічних індикаторів. Додатковим викликом є волатильність ринку будівельних матеріалів, що потребує моделей із адаптивною структурою, здатних до перенавчання в умовах динамічних змін. Тому актуальним є розроблення гнучкої нейромережевої моделі, яка забезпечить стійкість прогнозів до зовнішніх коливань і дозволить будівельним компаніям ефективніше планувати бюджети.

Слайд 2 – Актуальність роботи

Метою роботи є підвищення точності прогнозування матеріальних витрат на будівництво шляхом розроблення нейромережевої моделі, яка враховує як технічні параметри проєкту, так і економічні фактори.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування матеріальних витрат на будівництво.


Предметом дослідження є нейромережеві моделі та методи прогнозування вартості будівельних матеріалів.

Методи дослідження: методи дослідження базуються на математичній статистиці та аналізі часових рядів (для виявлення закономірностей змін вартості матеріалів), методах машинного навчання та теорії нейронних мереж (для розроблення моделі прогнозування), а також на методах алгоритмізації об'єктно-орієнтованого проєктування та програмування (для реалізації програмного забезпечення). Основний акцент зроблено на застосуванні рекурентних нейронних мереж типу LSTM для моделювання динаміки ринку будівельних матеріалів.

Слайд 3 – Мета, об'єкт дослідження, предмет дослідження, методи дослідження

Задачі дослідження

- аналіз сучасних методів прогнозування вартості будівництва та визначення їх переваг і недоліків.
- розробка нейромережевої моделі прогнозування матеріальних витрат із використанням рекурентних та гібридних архітектур.
- розробка програмного забезпечення для перевірки ефективності розробленої моделі.



Слайд 4 – Задачі дослідження

Наукова новизна отриманих результатів полягає у отриманні подальшого розвитку модель прогнозування матеріальних витрат на будівництво, що за рахунок використання нейронної мережі типу LSTM забезпечує зниження похибки прогнозування шляхом урахування часових залежностей змін ринкових цін на будівельні матеріали та адаптації архітектури моделі до специфіки будівельної галузі.

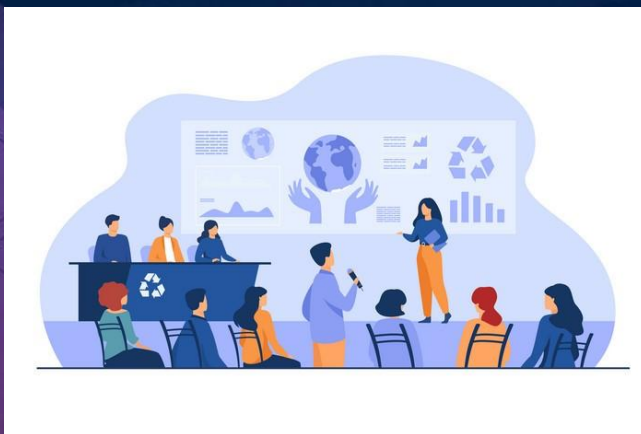
Практичне значення отриманих результатів. Розроблене рішення дозволяє підвищити точність оцінювання матеріальних витрат у будівельних проєктах і зменшити ризики перевищення бюджету. Запропонована модель може бути використана у програмних системах кошторисного планування, а також як аналітичний інструмент для оцінки динаміки цін на будівельні матеріали.

Слайд 5 – Наукова новизна і практичне значення отриманих результатів

Апробація результатів

Основні положення роботи доповідалися та обговорювалися на Міжнародній науково-практичній конференції “Build master class”, 2025 р. (м. Київ)

https://drive.google.com/file/d/12_6kQAjVEZcXDjN_OZjIh3njENKgyoRo/view



Слайд 6 – Апробація результатів

Огляд існуючих рішень у сфері матеріальних витрат на будівництво

№	Метод прогнозування	Точність прогнозу	Стійкість та узагальнювальна здатність	Інтерпретованість	Обчислювальна ефективність	Адаптивність до змін ринку	Загальна оцінка ефективності
1	Лінійна регресія (LR)	Середня	Низька	Висока	Висока	Низька	Середня
2	Support Vector Regression (SVR)	Висока	Середня	Середня	Середня	Низька	Середня–висока
3	Random Forest (RF)	Висока	Висока	Середня	Середня	Середня	Висока
4	Gradient Boosting (GBDT/XGBoost)	Дуже висока	Висока	Низька–середня	Середня	Середня	Висока
5	Штучна нейронна мережа (ANN)	Висока	Середня	Низька	Низька–середня	Середня	Висока
6	Глибинна нейронна мережа (DNN)	Дуже висока	Висока	Низька	Низька	Середня	Висока

Слайд 7 – Огляд існуючих рішень у сфері матеріальних витрат на будівництво

Огляд існуючих рішень у сфері матеріальних витрат на будівництво

№	Метод прогнозування	Точність прогнозу	Стійкість та узагальнювальна здатність	Інтерпретованість	Обчислювальна ефективність	Адаптивність до змін ринку	Загальна оцінка ефективності
7	Рекурентна нейронна мережа (LSTM)	Дуже висока	Дуже висока	Низька	Середня	Висока	Дуже висока
8	Гібридні моделі (VMD-LSTM, SSA-LSTM, GA-LSTM тощо)	Дуже висока	Дуже висока	Низька	Середня–низька	Дуже висока	Дуже висока
9	Мультимодальні моделі (CNN+LSTM+Transformer)	Найвища	Висока	Низька	Низька	Дуже висока	Дуже висока

Слайд 8 – Продовження слайду 7

Базис розробки методу

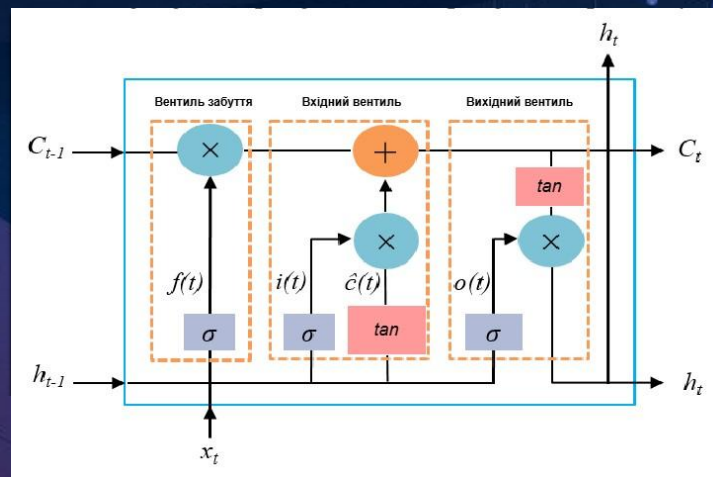


Схема LSTM-моделі

Слайд 9 – Базис розробки методу

Математичне забезпечення методу розробки моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Формування часових вікон:

$$X_t = \{x_{t-n+1}, x_{t-n+2}, \dots, x_t\}$$

де x_t – вектор вхідних параметрів у момент часу t ;

n – довжина часового вікна;

X_t – послідовність даних, що подається на вхід LSTM.

Оновлення стану пам'яті LSTM-комірки:

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \hat{C}_t$$

де C_t – поточний стан пам'яті комірки;

f_t – коефіцієнт вентиля забування;

i_t – коефіцієнт вхідного вентиля;

\hat{C}_t – кандидат на оновлення пам'яті;

\odot – поелементне множення.

Слайд 10 – Математичне забезпечення методу розробки моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Математичне забезпечення методу розробки моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Обчислення вхідного стану LSTM:

$$h_t = o_t \odot \tan(C_t)$$

де h_t – вихідний вектор LSTM у момент часу t ;

o_t – коефіцієнт вихідного вентиля;

$\tan(C_t)$ – гіперболічна тангенс-функція активації.

Функція втрат (MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

де y_i – фактичне значення матеріальних витрат;

\hat{y}_i – прогнозоване значення;

i_t – коефіцієнт вхідного вентиля;

N – кількість спостережень.

Слайд 11 – Продовження слайду 10

Математичне забезпечення методу розробки моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Коефіцієнт детермінації:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

де \bar{y}_i – середнє значення фактичних даних;

R^2 – показник узгодженості прогнозу з реальними значеннями.

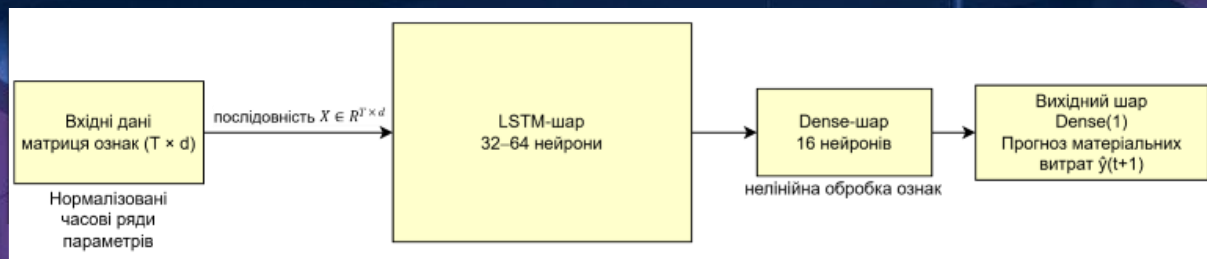
Слайд 12 – Продовження слайду 11

Етапи методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

- 1. Формування та аналіз вхідних даних**
Збір історичних даних щодо вартості будівельних матеріалів, макроекономічних показників та обсягів будівельних робіт. Проведення попереднього аналізу структури та якості даних.
- 2. Попередня обробка даних**
Очищення даних від пропусків і аномальних значень, нормалізація числових параметрів, формування часових послідовностей для навчання нейромережевої моделі.
- 3. Вибір та побудова базової нейромережевої архітектури**
Розробка базової моделі на основі рекурентної нейронної мережі типу LSTM з урахуванням часової залежності змін вартості матеріалів.
- 4. Адаптація моделі до задачі прогнозування матеріальних витрат**
Розширення вхідного простору за рахунок додаткових економічних показників, використання механізмів регуляризації та оптимізації архітектури моделі.
- 5. Навчання та валідація нейромережевої моделі**
Навчання моделі на тренувальній вибірці, контроль якості прогнозування на валідаційних даних, налаштування гіперпараметрів.
- 6. Експериментальна оцінка ефективності**
Оцінювання точності прогнозування за допомогою показників MAE, RMSE та коефіцієнта детермінації R^2 , порівняння з альтернативними підходами.
- 7. Програмна реалізація та візуалізація результатів**
Реалізація програмного забезпечення для автоматизованого прогнозування матеріальних витрат та візуалізації отриманих результатів.

Слайд 13 – Етапи методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

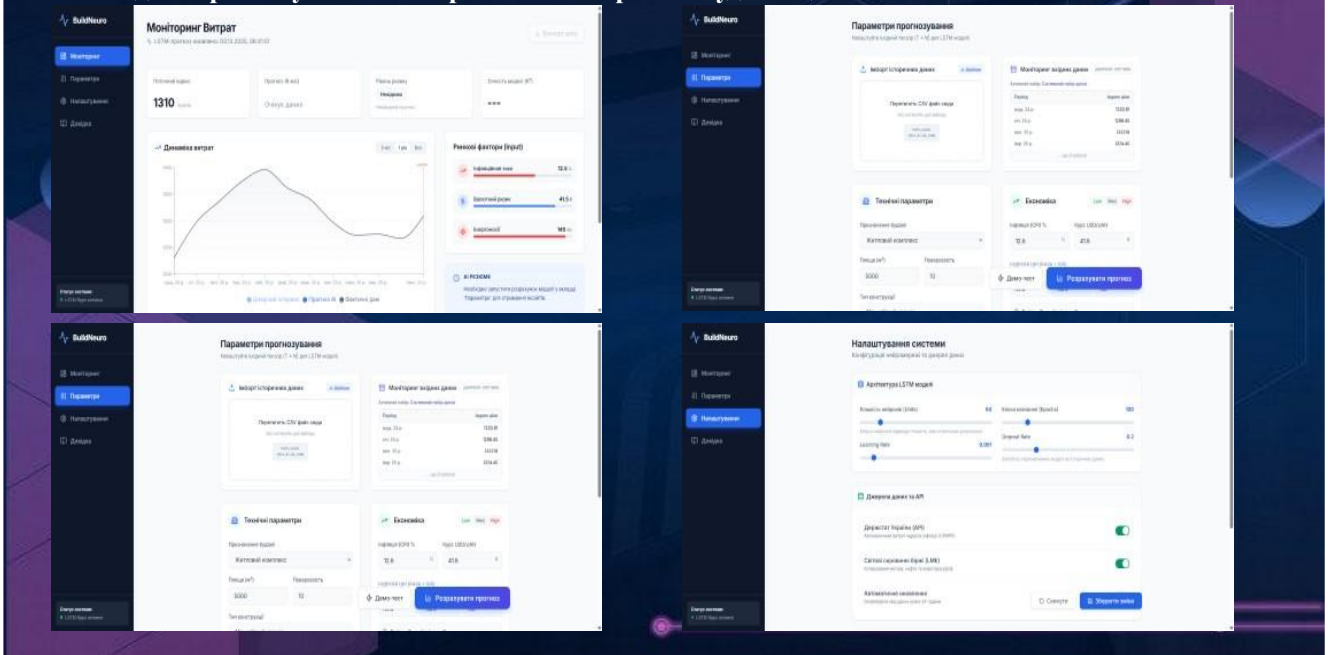
Розробка програмного забезпечення на основі методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво



Архітектура LSTM-моделі для прогнозування матеріальних витрат

Слайд 14 – Розробка програмного забезпечення на основі методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Програмна реалізація застосунку на основі запропонованого методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво



Слайд 15 – Програмна реалізація застосунку на основі запропонованого методу розробки нейронної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво

Експериментальні дані

До складу експериментального набору даних входять:

- історичні значення вартості будівельних матеріалів;
- індекс інфляції;
- валютний курс;
- індекс попиту в будівельній галузі;
- індекс обсягів будівельних робіт.

Модель	MAE	RMSE	R ²	Коментар
Базова LSTM	0.082	0.116	0.91	Мінімальна конфігурація, середня точність
LSTM + макропоказники	0.065	0.099	0.94	Покращення завдяки розширенню ознак
LSTM + Dropout	0.060	0.090	0.95	Найстабільніша модель, знижене перенавчання
Гібридна LSTM (містить Dense розширення)	0.058	0.087	0.96	Найкраща точність серед моделей

Слайд 16 – Експериментальні дані

Загальні висновки

Результатом роботи є вирішення задачі розробки ефективної моделі прогнозування матеріальних витрат на будівництво. У процесі виконання дослідження отримані такі результати:

- Проведено аналіз сучасних методів та моделей прогнозування будівельних витрат. Обґрунтовано, що відомим рішенням, заснованим на статистичних та класичних машинних методах, притаманні недоліки, пов'язані з низькою точністю у задачах із високою ринковою волатильністю та складними нелінійними залежностями між параметрами. Визначено перспективність застосування рекурентних нейронних мереж, зокрема LSTM, та встановлено можливість підвищення точності прогнозування шляхом урахування часової динаміки змін вартості будівельних матеріалів.
- Отримала подальший розвиток нейромережева модель прогнозування матеріальних витрат на будівництво, що, на відміну від існуючих методів, за рахунок адаптації архітектури LSTM до специфіки ринку будівельних матеріалів і використання оптимізованих процедур навчання забезпечує зниження похибки прогнозування та підвищення стійкості до зміни ринкових умов.
- Проведено експериментальні дослідження, спрямовані на верифікацію запропонованої моделі. Встановлено, що запропонований підхід не лише зберігає здатність адекватно оцінювати динаміку вартості основних будівельних ресурсів, але й демонструє покращення метрик точності (MAE, RMSE) у порівнянні з базовими нейромережевими моделями. Отримано зниження середньої похибки прогнозу на 15–25 %, що підтверджує практичну ефективність розробленої моделі для використання в процесі кошторисного планування та підтримки управлінських рішень у будівництві.

Слайд 17 – Загальні висновки

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Слайд 18 – Прощальний слайд