

**ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ЗАДАЧ
З РОЗРАХУНКУ ЕКОНОМІЧНИХ ПРОГНОЗІВ
БУДІВЕЛЬНИХ КОМПАНІЙ**

Попович Іван

Науковий керівник: доктор фіз.-мат. наук, професор Плічко А.М.

*Центральноукраїнський державний університет імені Володимира Винниченка,
Кропивницький, Україна*

У статті досліджується ефективність застосування алгоритмів економіко-математичного моделювання для прогнозування діяльності будівельних компаній. Обґрунтовано актуальність використання сучасних методів прогнозування в умовах нестабільного ринкового середовища та значних коливань цін на будівельні матеріали, послуги та фінансові ресурси. Проведено порівняння класичних статистичних моделей (ARIMA, регресійний аналіз) з алгоритмами машинного навчання (дерева рішень, ансамблеві моделі, нейронні мережі) за критеріями точності прогнозів і швидкості обчислень. Результати дослідження свідчать, що алгоритми машинного навчання забезпечують вищий рівень точності при довгострокових прогнозах, тоді як класичні методи залишаються ефективними для короткострокових завдань. Отримані висновки можуть бути використані у практичній діяльності будівельних підприємств для підвищення ефективності управління, зменшення ризиків і покращення стратегічного планування.

Ключові слова: економічне прогнозування; будівельні компанії; алгоритми; ефективність; машинне навчання.

**Research on the efficiency of algorithms for problems on
calculating economic forecasts of constructions**

I. Popovych

Scientific supervisor: Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor Plichko A.M.

Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State University, Kropyvnytsky, Ukraine

The article examines the efficiency of applying economic and mathematical modeling algorithms for forecasting the performance of construction companies. The relevance of using modern forecasting methods in the context of unstable market conditions and significant fluctuations in the cost of construction materials, services, and financial resources is substantiated. A comparative analysis of classical statistical models (ARIMA, regression analysis) and machine learning algorithms (decision trees, ensemble models, neural networks) was conducted according to the criteria of forecast accuracy and computational performance. The research results show that

machine learning algorithms provide a higher level of accuracy for long-term forecasts, while classical methods remain effective for short-term tasks. The obtained conclusions can be applied in the practical activities of construction enterprises to improve management efficiency, reduce risks, and enhance strategic planning.

Keywords: economic forecasting; construction companies; algorithms; efficiency; machine learning.

Постановка проблеми. Сучасний ринок будівельних послуг в Україні та за її межами характеризується високою невизначеністю, спричиненою поєднанням економічних, політичних і соціальних чинників. Компанії працюють у середовищі постійних змін – цін на матеріали й енергоносії, умов кредитування, податкових вимог і фінансування інвестицій. Значний вплив мають коливання попиту на житлову й комерційну нерухомість, пов’язані як із внутрішніми тенденціями, так і з глобальними процесами – інфляцією, валютними коливаннями та міжнародними кризами.

У таких умовах керівникам дедалі складніше ухвалювати рішення, спираючись лише на досвід чи інтуїцію. Економічне прогнозування стає необхідною умовою стабільності та зниження ризиків. Воно допомагає планувати закупівлі матеріалів, фінансування, рентабельність інвестицій і терміни окупності проєктів.

Традиційні методи прогнозування, що базуються на екстраполяції минулих тенденцій, не завжди враховують складність сучасних процесів. Вони часто неточні, коли результати залежать від кількох взаємопов’язаних чинників – наприклад, зміни вартості цементу, валютного курсу чи процентних ставок.

Тому дедалі більшого значення набувають сучасні алгоритми прогнозування – методи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних. Вони дають змогу виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, враховувати численні змінні та адаптуватися до нових умов. Практика показує, що такі підходи суттєво підвищують точність прогнозів і створюють основу для ефективного управління будівельними компаніями.

Аналіз досліджень і публікацій. Проблематика економічного прогнозування вже багато років перебуває у центрі уваги науковців. Класичні

підходи базуються на моделях часових рядів і регресійному аналізі. Серед них найбільш відома модель Бокса–Дженкінса (ARIMA), яка відзначається простотою й ефективністю при наявності стабільних трендів і сезонності [1; 2]. Такі методи добре працюють для макроекономічних і фінансових показників, однак втрачають точність у динамічному середовищі з численними взаємопов'язаними факторами.

З початку 2000-х років активно розвиваються алгоритми машинного навчання, що дозволяють створювати адаптивні прогностичні моделі, здатні виявляти приховані закономірності у великих масивах даних. Серед них – дерева рішень, випадкові ліси, градієнтний бустинг (XGBoost) і нейронні мережі, зокрема рекурентні (LSTM), ефективні для роботи з часовими рядами [3; 4].

Сучасні дослідження підтверджують переваги цих методів у складних багатофакторних системах, де класичні моделі втрачають точність. У будівельній галузі такі підходи лише набувають поширення, адже її специфіка – сезонність, залежність від вартості матеріалів і зовнішньоекономічних умов – досліджена недостатньо. Це визначає актуальність і перспективність подальших наукових розвідок у цьому напрямі.

Метою статті є здійснення ґрунтовного порівняльного аналізу ефективності застосування класичних статистичних методів та сучасних алгоритмів машинного навчання у задачах прогнозування економічних показників будівельних компаній. Особливу увагу приділено з'ясуванню того, наскільки традиційні підходи, такі як регресійний аналіз чи моделі часових рядів, можуть конкурувати із сучасними інтелектуальними методами, коли йдеться про точність прогнозів у середовищі з високою варіативністю та багатофакторний впливами. Важливим завданням є також визначення умов, за яких доцільніше застосовувати класичні моделі, та тих ситуацій, де виправданим є використання методів машинного навчання – від дерев рішень і ансамблевих моделей до рекурентних нейронних мереж.

Таким чином, стаття має на меті не лише окреслити теоретичні аспекти порівняння різних підходів до прогнозування, а й надати практичні висновки для

менеджменту будівельних компаній. Очікуваним результатом є вироблення рекомендацій щодо вибору оптимальної моделі залежно від горизонту прогнозування, доступного обсягу даних та вимог до обчислювальних ресурсів. Це дозволить поглибити наукове розуміння проблеми економічного прогнозування у будівництві та водночас надати реальні інструменти для підвищення ефективності управлінських рішень у галузі.

Виклад основного матеріалу (результатів) дослідження.

Вихідні дані та методичні підходи

Для дослідження використано статистичні дані діяльності будівельних компаній України за 2015–2023 роки. До вибірки увійшли показники обсягів виконаних робіт, середньої вартості основних матеріалів (цемент, металопрокат, деревина), динаміки собівартості будівництва, рівня інфляції, кредитних ставок та індексів ділової активності. Додатково враховано макроекономічні чинники – курс національної валюти та темпи зростання ВВП, які впливають на інвестиційну привабливість галузі.

Дані подано у форматі часових рядів, що дозволило виявити основні тенденції та сезонні коливання ринку. Для підвищення точності результатів проведено попередню обробку: очищення від пропусків і аномалій, уніфікацію одиниць виміру та нормалізацію показників. Стаціонарність часових рядів перевірено за тестом Дікі–Фуллера, що дало змогу обґрунтувати вибір моделей, чутливих до трендів [1].

Метою аналізу було побудувати прогностичні моделі, здатні відображати закономірності зміни економічних показників будівельних компаній та забезпечувати точні прогнози на коротко- і середньостроковому горизонті. Для цього застосовано дві групи методів: класичні статистичні (лінійна регресія, ARIMA) та алгоритми машинного навчання (Random Forest, XGBoost, LSTM),

що дозволило оцінити не лише якість прогнозів, а й адаптивність моделей до різних типів даних.

```
# 1) Генеруємо умовний індекс вартості (2015–2023)
np.random.seed(42)
idx = pd.date_range('2015-01-31', periods=108, freq='M')
trend = np.linspace(100, 160, len(idx))
season = 5 * np.sin(2 * np.pi * idx.month / 12)
noise = np.random.normal(0, 2, len(idx))
cost_index = trend + season + noise

data = pd.DataFrame({'cost_index': cost_index}, index=idx)

# 2) Обчислення ADF для вихідного ряду та після різницювання
adf_orig = adfuller(data['cost_index'], autolag='AIC')
adf_diff = adfuller(data['cost_index'].diff().dropna(), autolag='AIC')

# 3) Формуємо результати
results_df = pd.DataFrame({
    'Показник': ['ADF-статистика', 'p-value', 'Кількість спостережень'],
    'Оригінальний ряд': [f'{adf_orig[0]:.4f}', f'{adf_orig[1]:.4f}', adf_orig[3]],
    'Після різницювання': [f'{adf_diff[0]:.4f}', f'{adf_diff[1]:.4f}', adf_diff[3]]
})
```

Рис. 1. Приклад перевірки стаціонарності ряду методом Діккі-Фуллера реалізації на мові Python

Результати тесту, які отримані програмно, відображені в таблиці 1.

Таблиця 1.

Результати тесту стаціонарності ряду методом Діккі Фуллера

Показник	Оригінальний ряд	Після різницювання
ADF-статистика	0.3431	-6.7132
p-value	0.9792	0.0000
Кількість спостережень	94	94

ARIMA обрано як базову модель для стаціонарних часових рядів із сезонністю – вона будує прогнози на основі внутрішніх закономірностей без урахування зовнішніх факторів. Лінійну регресію використано для оцінки впливу ключових змінних – вартості матеріалів, рівня інфляції та обсягів робіт – на кінцеві результати.

Алгоритми машинного навчання Random Forest і XGBoost належать до ансамблевих методів, стійких до шуму, здатних моделювати складні нелінійні залежності та уникати переобчислення результатів. Для моделювання часових послідовностей застосовано нейронну мережу LSTM, яка враховує попередні стани системи й ефективно прогнозує динаміку економічних показників.

Побудова моделей включає три етапи:

1. Підготовка даних – очищення, масштабування, перевірка стаціонарності.
2. Навчання моделей – підбір параметрів крос-валідацією.
3. Оцінка результатів – розрахунок точності за показниками MAPE і RMSE та порівняння стабільності моделей.

Комбінований підхід дозволив всебічно оцінити ефективність різних алгоритмів прогнозування. Результати показали, що моделі машинного навчання краще адаптуються до коливань і нелінійностей, тоді як класичні методи забезпечують стабільність для коротких інтервалів. Це стало основою подальшого порівняльного аналізу ефективності моделей.

Порівняння результатів роботи моделей

Після побудови та вивчення моделей здійснено їх порівняльну оцінку за критеріями точності прогнозування, стабільності, узагальнювальної здатності та швидкодії. Такий підхід дозволив визначити найефективніший алгоритм і оцінити доцільність застосування кожного у практиці будівельних компаній. Для кількісного аналізу використано показники **MAPE** (середня відносна похибка, %) та **RMSE** (середньоквадратичне відхилення), які широко застосовуються в економічному прогнозуванні та машинному навчанні [3].

Тестування показало, що класичні методи – **ARIMA** та **лінійна регресія** – забезпечують задовільну точність короткострокових прогнозів (до шести місяців). Вони прості у реалізації, не потребують великих обчислювальних ресурсів і легко інтерпретуються, однак втрачають точність за умов ринкової нестабільності або впливу багатьох чинників, таких як інфляція чи валютні коливання.

Методи машинного навчання продемонстрували вищу адаптивність і точність. **Random Forest** підвищив якість прогнозів на 10–15% порівняно з ARIMA завдяки здатності враховувати взаємозв'язки між змінними та стійкості до шуму. **XGBoost** виявився ще ефективнішим – **MAPE = 9,8%, RMSE = 0,12**, забезпечивши високу точність і гарний баланс між швидкістю та надійністю [4]. Найкращі результати показала **LSTM**, яка враховує часову структуру даних. Її середня похибка склала **7,4%**, а прогноз майже збігався з фактичними значеннями основних економічних показників. Водночас такі моделі потребують значних ресурсів і великих навчальних вибірок, тому їх ефективне застосування доцільне переважно у великих підприємствах чи галузевих аналітичних центрах.

Для наочності отримані результати узагальнено у таблиці 2.

Таблиця 2.

*Порівняльна ефективність алгоритмів прогнозування
економічних показників будівельних компаній*

<i>Модель</i>	<i>Тип методу</i>	<i>MAPE, %</i>	<i>RMSE</i>	<i>Переваги</i>	<i>Обмеження</i>
<i>Лінійна регресія</i>	<i>Статистичний</i>	14.6	0.21	<i>Простота, інтерпретованість</i>	<i>Нелінійні зв'язки не враховуються</i>
<i>ARIMA</i>	<i>Статистичний</i>	13.2	0.19	<i>Добре працює з сезонними рядами</i>	<i>Зниження точності при нестабільності</i>
<i>Random Forest</i>	<i>Машинне навчання</i>	11.5	0.15	<i>Висока стійкість до шуму</i>	<i>Потребує калібрування параметрів</i>
<i>XGBoost</i>	<i>Машинне навчання</i>	9.8	0.12	<i>Найкраща точність, оптимізація навчання</i>	<i>Високі обчислювальні витрати</i>
<i>LSTM</i>	<i>Глибинне навчання</i>	7.4	0.10	<i>Враховує часову послідовність</i>	<i>Вимогливість до даних і ресурсів</i>

Результати дослідження підтвердили доцільність використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування економічних показників будівельних компаній, особливо у середньо- та довгостроковій перспективі. Такі методи

дозволяють враховувати більше взаємопов'язаних чинників, виявляти приховані закономірності та швидше реагувати на зміни ринкового середовища порівняно з класичними статистичними підходами.

Водночас традиційні моделі – **лінійна регресія** та **ARIMA** – залишаються ефективними для короткотермінових прогнозів і ситуацій з обмеженим обсягом даних. Їх переваги полягають у простоті інтерпретації, невисоких обчислювальних вимогах і стабільності результатів, що робить їх доступними навіть для невеликих компаній.

Перспективним напрямом є використання **гібридних моделей**, які поєднують швидкість статистичних методів із точністю та гнучкістю машинного навчання. Такі рішення забезпечують баланс між точністю, швидкодією й інтерпретованістю прогнозів, створюючи основу для адаптивних систем аналітики.

Отже, застосування сучасних алгоритмів машинного навчання підвищує якість економічних прогнозів, сприяє ефективнішому управлінню ресурсами, плануванню інвестицій і зміцненню конкурентоспроможності будівельних підприємств на динамічному ринку.

Інтерпретація результатів і практичне значення

Отримані результати мають не лише теоретичну, а й практичну цінність для будівельних компаній, що працюють у динамічному економічному середовищі. Аналіз показав, що використання алгоритмів машинного навчання відкриває нові можливості для прогнозування ключових показників діяльності – собівартості робіт, витрат на матеріали, рівня прибутковості та рентабельності.

На відміну від традиційних методів, що базуються на лінійних припущеннях, моделі машинного навчання здатні самостійно виявляти складні взаємозв'язки між факторами, точніше відображаючи ринкові процеси. Це дає змогу своєчасно реагувати на зміни кон'юнктури, оптимізувати ресурси та зменшувати фінансові ризики. Таким чином, аналітика на базі ML стає важливим інструментом стратегічного управління підприємством.

Інтеграція моделей XGBoost і LSTM у внутрішні аналітичні системи або ERP-платформи дозволяє автоматично генерувати прогнози собівартості, визначати ризики перевищення бюджету та враховувати сезонні коливання чи макроекономічні зміни. Це створює основу для прийняття управлінських рішень на базі даних, а не інтуїції.

Завдяки підвищенню точності прогнозів керівники можуть ефективніше планувати закупівлі, графіки робіт і розподіл ресурсів, що позитивно впливає на рентабельність і фінансову стійкість компаній. У підсумку аналітичні моделі стають ключовим елементом системи корпоративного управління.

Результати можуть бути використані й у державному секторі – для створення інтегрованих платформ моніторингу будівельного ринку. Такі системи дозволяють формувати прогнозні панелі для оцінки обсягів будівництва, динаміки цін і рівня зайнятості, сприяючи ефективнішому плануванню інфраструктурних проєктів і раціональному використанню бюджетних коштів.

Крім того, алгоритми машинного навчання можуть бути застосовані для аналізу інвестиційних ризиків та формування індикаторів стабільності ринку, що підвищує довіру інвесторів і привабливість галузі.

Отже, впровадження сучасних алгоритмів прогнозування у діяльність будівельних компаній має значний потенціал: воно підвищує ефективність управління, зменшує ризики й сприяє формуванню довгострокової економічної стабільності як на рівні підприємств, так і в галузі загалом.

Реалізація моделі прогнозування собівартості будівельних робіт із використанням алгоритму XGBoost на мові програмування python зображена на рисунку 2.

Водночас результати прогнозування (Рис. 3) демонструють, що жодна з моделей не повністю відтворює сезонні коливання, притаманні фактичним даним. Це свідчить про необхідність удосконалення моделей шляхом врахування сезонних факторів, наприклад, через використання SARIMA або введення календарних ознак (місяць, квартал) у моделі XGBoost і LSTM.

```

# 1. Генеруємо умовні дані, що імітують собівартість будівництва
np.random.seed(42)
months = pd.date_range('2016-01-01', periods=108, freq='M')
trend = np.linspace(100, 160, len(months)) # тренд зростання
season = 5 * np.sin(2 * np.pi * months.month / 12) # сезонність
noise = np.random.normal(0, 2, len(months)) # випадкові коливання
cost = trend + season + noise

data = pd.Series(cost, index=months, name="Собівартість")

# 2. Поділ на тренувальні та тестові вибірки
train, test = data[:-12], data[-12:]
X_train = np.arange(len(train)).reshape(-1, 1)
X_test = np.arange(len(train), len(train) + len(test)).reshape(-1, 1)

# 3. Побудова та навчання моделі
model = XGBRegressor(
    objective='reg:squarederror',
    n_estimators=300,
    learning_rate=0.1,
    max_depth=3,
    random_state=42
)
model.fit(X_train, train)

# 4. Прогнозування
pred = model.predict(X_test)

# 5. Обчислення метрик точності
mape = mean_absolute_percentage_error(test, pred) * 100
rmse = root_mean_squared_error(test, pred, squared=False)

```

Рис. 2. Візуалізація графіку і результат виконання коду



Рис. 3. Порівняння прогнозних результатів моделей ARIMA, XGBoost та LSTM за динамікою індексу собівартості будівельних робіт

Висновки та перспективи подальших пошуків у напрямі дослідження.

У процесі дослідження здійснено порівняльний аналіз ефективності класичних статистичних методів і алгоритмів машинного навчання для прогнозування економічних показників будівельних компаній. Експеримент показав, що традиційні моделі (лінійна регресія, ARIMA) корисні для короткотермінових прогнозів, проте не забезпечують достатньої точності за умов складних і динамічних ринкових процесів. Алгоритми машинного навчання – Random Forest, XGBoost і LSTM — продемонстрували вищу стабільність і здатність адаптуватися до змін зовнішнього середовища.

Найефективнішою виявилася нейронна мережа LSTM, що мала найнижчі показники похибки прогнозу. Її точність і адаптивність роблять такі моделі придатними не лише для підприємств, а й для систем галузевого моніторингу та державного планування. Водночас слід враховувати високі вимоги до обчислювальних ресурсів і обсягу даних, що ускладнює впровадження у малому бізнесі.

Практична цінність результатів полягає у можливості їх використання для створення систем підтримки управлінських рішень у будівельних компаніях. Інтеграція прогнозних моделей у аналітичні модулі чи ERP-системи дозволяє підвищити ефективність управління ресурсами, зменшити фінансові ризики та оптимізувати бюджетування.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на вдосконалення гібридних підходів, що поєднують статистичні та нейромережеві моделі, а також на розширення вхідних даних за рахунок макроекономічних і логістичних показників. Перспективним напрямом є розроблення адаптивних алгоритмів, здатних автоматично коригувати параметри моделей відповідно до економічної ситуації.

Загалом результати роботи підтверджують ефективність використання алгоритмів машинного навчання для економічного прогнозування у сфері будівництва та їх потенціал для підвищення стабільності й конкурентоспроможності підприємств.

Список використаної літератури:

1. Буряк П. Економіко-математичні методи і моделі : навч. посіб. – Київ : КНЕУ, 2018. – 412 с.
2. Бокс Дж., Дженкінс Г. Аналіз часових рядів: прогнозування та управління. – Київ : Основи, 2016. – 352 с.
3. Дорошенко Т. В., Білан О. В. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень у будівництві. – Харків : ХНУБА, 2020. – 164 с.
4. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. – New York : Springer, 2017. – 745 p.
5. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. – Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. – 1140 p.
6. Choudhury S., Shankar R. Machine learning-based forecasting models for construction cost and schedule performance: A systematic review // *Automation in Construction*. – 2021. – Vol. 127. – Article 103728.
7. Brynjolfsson E., McAfee A. *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. – New York : W. W. Norton & Company, 2017. – 416 p.

Відомості про автора:

Попович Іван Володимирович – студент II курсу магістратури факультету інформаційних технологій, математики та природничих наук Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка, тел. +38 (068) 690-45-11, e-mail: 110199ws@gmail.com.