



ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
Факультет автоматизації виробництва та цифрових технологій
Кафедра цифрових технологій та проектно –аналітичних рішень

«Допущено до захисту»
Гарант ОПП
Павло САГАЙДА

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня магістра

за підсумками виконання
освітньо –професійної програми
«Комп'ютерні науки та цифровий інтелект»
за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки

на тему «Дослідження та проектування програмного рішення
для прогнозування обсягів попиту металопрокату на основі
нейронних мереж»

Керівник роботи

Олексій МІНЦ

Консультант від
бази практики

Роман БЕЗРУК

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають
посилання на відповідне джерело*

Здобувач

Сергій ЛЯШЕНКО

Підсумкова оцінка за атестацію			
-----------------------------------	--	--	--

Голова ЕК

Олена ПАВЛЕНКО

КРИВИЙ РІГ 2024

ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»

Факультет	автоматизації виробництва та цифрових технологій
Кафедра	цифрових технологій та проектно –аналітичних рішень
Ступінь вищої освіти	магістр
Спеціальність	122 Комп'ютерні науки
ОПП	Комп'ютерні науки та цифровий інтелект

ЗАТВЕРДЖУЮ
Гарант ОПП

«06» 11. 2023 р. _____ Павло САГАЙДА

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

Ляшенку Сергію Васильовичу

1. Тема роботи Дослідження та проектування програмного рішення для прогнозування обсягів попиту металопрокату на основі нейронних мереж

керівник роботи Мінц Олексій Юрійович, д. е. н., проф.,
затверджені наказом Університету від 29.08. 2023 р.
№137.1/29.08.2023

2. Термін подання роботи 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи Навчальна література, методична література з спеціальних дисциплін та дипломування, науково – дослідницькі роботи з тематики автоматизації обробки й аналізу даних та методів цифрового інтелекту та прогнозування, літературні джерела, результати власних експериментів та досліджень, технологічні інструкції тощо

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань) Реферат. Зміст. Вступ. 1. Аналіз стану питання, концепцій прогнозування попиту (літературний огляд, недоліки існуючих систем, сучасні тенденції). 2. Обґрунтування вибору методів теоретичних та експериментальних досліджень прогнозування попиту. 3. Розробка, програмно-методичного комплексу прогнозування попиту з використанням штучних нейронних мереж. 4. Дослідження модуля прогнозування обсягів попиту металопрокату на основі нейронних мереж. 5. Економічні розрахунки впровадження моделі прогнозування попиту на основі нейронних мереж. Висновки. Перелік використаних джерел. Додатки.

5. Перелік графічного (демонстраційного) матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): Актуальність, мета, об'єкт, предмет та завдання дослідження; Приклад прогнозування СМЦ;

Приклад прогнозування за допомогою лінії тренду; Приклад прогнозування в Neural Designer; Порівняння результатів прогнозування; WBS та діаграма Ганта; Контекстна діаграма моделі системи; Результати експериментів прогнозування; Економічні розрахунки впровадження моделі прогнозування попиту на основі нейронних мереж.; Висновок за результатами експериментів.

6. Консультанти по роботі, із зазначенням розділів роботи, що стосуються їх.

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта
1	Мінц О. Ю., проф. каф. ЦТПАР
2	Безрук Р. І., керівник напрямку продажів СМЦ, Мінц О. Ю., проф. каф. ЦТПАР
3	Мінц О. Ю., проф. каф. ЦТПАР
4	Мінц О. Ю., проф. каф. ЦТПАР
5	Мінц О. Ю., проф. каф. ЦТПАР Гетьман І.А., доц. каф. ЦТПАР

7. Дата видачі завдання 06.11.2023

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи
1	Розділ 1. Аналіз стану питання, концепцій з проблеми, що розглядається	25.12.2023–30.12.2023
2	Розділ 2. Обґрунтування вибору методів теоретичних та експериментальних досліджень методу прогнозування попиту	25.12.2023–30.12.2023
3	Розділ 3. Розробка, моделювання моделі програмного рішення прогнозування попиту.	25.12.2023–02.01.2024
4	Розділ 4. Дослідження модуля прогнозування обсягів попиту металопрокату на основі нейронних мереж.	03.01.2024–07.01.2024
5	Розділ 5. Економічні розрахунки впровадження моделі прогнозування попиту на основі нейронних мереж	03.01.2024–07.01.2024
6	Висновки, перелік посилань, вступ, зміст, реферат	07.01.2024–08.01.2024
7	Подання завершеної роботи. Перевірка на академічний плагіат	10.01.2024–16.01.2024
8	Остаточне оформлення роботи, презентаційного матеріалу, автореферату	17.01.2024–19.01.2024
9	Рецензування завершеної роботи. Захист	19.01.2024–24.01.2024

Здобувач

(Сергій Ляшенко)

Керівник роботи

(Олексій Мінц)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота: 94 с., 41 рис., 10 табл., 3 додатків, 32 літ. джерел.

Мета дослідження: розробка ефективних методів та інформаційних технологій для прогнозування обсягів продажів металопрокату. Задачі включають аналіз існуючих методів прогнозування, вивчення сучасних моделей, їх застосування в галузі комп'ютерних наук, а також вивчення інформаційних технологій для обробки та аналізу даних. Додатково передбачається розробка нових методів або удосконалення існуючих з метою підвищення точності прогнозування попиту на металопрокат.

Об'єкт дослідження: процес формування попиту на металопрокат.

Предмет дослідження: методи, моделі та інформаційні технології для прогнозування попиту металопрокату.

Методи дослідження: літературний аналіз. Детальне вивчення сучасних моделей нейронних мереж. Додатково, буде проведено аналіз інформаційних технологій для обробки та аналізу даних, зокрема з використанням спеціалізованих програмних засобів. Експериментальний підхід забезпечує розробку та удосконалення методів прогнозування, а також їх тестування для оцінки ефективності в конкретному контексті металургійної галузі.

Наукова новизна: поєднання інноваційних моделей та передових інформаційних технологій для підвищення точності прогнозування.

Практична цінність: можливість використання отриманих результатів для оптимізації стратегій продажів, удосконалення бізнес-процесів та забезпечення конкурентних переваг в продажі металопрокату.

Результат роботи: розроблено модель для вдосконалення методу прогнозування обсягів попиту металопрокату, поєднуючи аналіз існуючих підходів та використання передових методів, зокрема нейронних мереж. Для підтвердження важливості покращення методу прогнозування розроблена модель була протестована на тестових значеннях.

Результати роботи засвідчують економічну ефективність розробки та впровадження повноцінного методу для підвищення точності прогнозування. Інтеграція розробленого модуля в бізнес-процес компанії сприятиме оптимізації стратегій продажів, зниженню витрат і, в результаті, підвищенню прибутку компанії.

ПРОГНОЗУВАННЯ, ПОПИТ, СМЦ, NEURAL DESIGNER, ВХІДНІ ІСТОРИЧНІ ДАНІ

ABSTRACT

Thesis: 94 pages, 41 figures, 10 tables, 3 appendices, 32 literary sources.

Research Objective: Development of effective methods and information technologies for forecasting the sales volumes of metal products. Tasks include analyzing existing forecasting methods, studying modern models, their application in the field of computer science, and exploring information technologies for data processing and analysis. Additionally, the study involves the development of new methods or improvement of existing ones to enhance the accuracy of forecasting demand for metal products.

Research Object: The process of forming demand for metal products.

Research Subject: Methods, models, and information technologies for forecasting the demand for metal products.

Research methods: literary analysis. Detailed study of modern models of neural networks. In addition, an analysis of information technologies for data processing and analysis will be conducted, in particular with the use of specialized software tools. The experimental approach ensures the development and improvement of forecasting methods, as well as their testing to evaluate the effectiveness in the specific context of the metallurgical industry.

Scientific Novelty: Combination of innovative models and advanced information technologies to enhance forecasting accuracy.

Practical Value: The possibility of using the obtained results to optimize sales strategies, improve business processes, and gain competitive advantages in the sale of metal products.

Work Result: A model has been developed to enhance the forecasting method for the demand volumes of metal products, combining the analysis of existing approaches and the use of advanced methods, including neural networks. To confirm the importance of improving the forecasting method, the developed model was tested on test values.

The results of the work prove the economic efficiency of the development and implementation of a full-fledged method for increasing the accuracy of forecasting. Integration of the developed module into the company's business process will help optimize sales strategies, reduce costs and, as a result, increase the company's profit.

FORECASTING, DEMAND, SMC, NEURAL DESIGNER, INPUT HISTORICAL DATA

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

СМЦ – ТОВ «МЕТІНВЕСТ –СМЦ»
UML – Unified Modeling Language
WBS – Work Breakdown Structure
“box plot” – box –and –whisker plot
IQR – Interquartile Range
LSTM – Long Short –Term Memory
Adam – Adaptive Moment Estimation
SGD – Stochastic Gradient Descent
\$ – долар США
ДІДЖИТАЛ – ТОВ "МЕТІНВЕСТ ДІДЖИТАЛ"
ПОЛІТЕХНІКА – ТОВ "ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ "МЕТІНВЕСТ
ПОЛІТЕХНІКА"

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СТАНУ ПИТАННЯ, КОНЦЕПЦІЙ З ПРОБЛЕМИ, ЩО РОЗГЛЯДАЄТЬСЯ.....	9
Висновок за розділом.....	16
РОЗДІЛ 2. ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ МЕТОДІВ ТЕОРЕТИЧНИХ ТА ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ.....	19
Висновок за розділом.....	34
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА, МОДЕЛЮВАННЯ МОДЕЛІ ПРОГРАМНОГО РІШЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ.....	36
Висновок за розділом.....	43
РОЗДІЛ 4. ДОСЛІДЖЕННЯ МОДУЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ПОПИТУ МЕТАЛОПРОКАТУ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	44
Висновок за розділом.....	68
РОЗДІЛ 5. ЕКОНОМІЧНІ РОЗРАХУНКИ ВПРОВАДЖЕННЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	69
Висновок за розділом.....	73
ВИСНОВОК.....	74
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	78
ДОДАТОК А.....	81
ДОДАТОК Б.....	82
ДОДАТОК В.....	87

ВСТУП

Актуальність теми дослідження.

If I knew then what I know now, I'd be a millionaire – відомий світовий вислів, синонімічним якого є багато етнічних варіантів з однією суттю – знання майбутніх змін є великим помічником збагачення [1].

Прогнозування є невід'ємною частиною ведення бізнесу і його точність визначає його успішність та процвітання [2]. Воно допомагає в вирішенні питань актуальності продукції в майбутньому, формуванні трендів, допомагає керувати складськими залишками та вирішення багатьох інших завдань.

Розглянемо найпростіший приклад прогнозування.

Всі знають що попит на продаж ялинок збільшується перед новорічними святами. Ви продавець квітів та вирішили вперше заробити на продажі ялинок в сезон та закупили їх в кількості 20 штук, які швидко та успішно змогли реалізувати за три дні. Наступного року Ви зважаючи на результати минулого року заповуєте для реалізації тепер 40 штук, які так само успішно реалізуєте за три дні. На третій рік Ви в ейфорії вже збільшуєте до 80 штук, але реалізуєте тільки 50. Після такої поразки Ви шукаєте причини і після детального поглиблення в ситуацію Ви розумієте, що така ситуація зумовлена зміною місця торгівлі, покупною спроможністю людей викликаною зростанням інфляції та зміною ситуацією в країні в цілому. Вивчивши всі питання детальніше та враховуючи всі деталі та зміни в економіці на четвертий рік Ви заповуєте вже 120 штук які успішно реалізуєте ...

У даному прикладі ілюструється ситуація, яка підкреслює важливість прогнозування попиту у сфері роздрібної торгівлі сезонними товарами, конкретно ялинками перед новорічними святами. Перший рік діяльності вказує на успішний старт бізнесу, де вивчення попиту і правильний прогноз дозволили ефективно задовольнити потреби споживачів.

Однак наступні роки демонструють важливість не лише врахування попередніх результатів, але й адаптації до змін у внавичена ринкового середовища. Вдруге рік вказує на те, що попит залишається стабільним, адже обсяги закупівель подвоюються, і товар успішно реалізовується. Однак на третій рік, при збільшенні обсягів до 80 штук, реалізація виявляється меншою, ніж очіувалося, що свідчить про необхідність аналізу та корекції стратегій.

Зміни в місці торгівлі, покупній спроможності та загальній економічній ситуації в країні на четвертому році вказують на те, що динаміка попиту може зазнавати значних коливань. Особливо важливою стає не лише реакція на попередні помилки, а й уміння адаптуватися до змін в зовнішньому середовищі, аналізувати та враховувати фактори, що впливають на попит, для ефективного управління запасами та успішного ведення бізнесу.

Отже важливість успішного прогнозування є від'ємною частиною успішного розвитку бізнесу.

Наукова новизна та практична значимість.

Дослідження спрямоване на вирішення важливої наукової проблеми — розробка ефективних методів прогнозування обсягів продажів, специфічних для ринку металопрокату. Наукова новизна полягає в поєднанні інноваційних моделей та передових інформаційних технологій для підвищення точності прогнозування [3].

Практична значимість дослідження виявляється в можливості використання отриманих результатів для оптимізації стратегій продажів, удосконалення бізнес –процесів та забезпечення конкурентних переваг в продажі металопрокату [4].

Об'єкт та предмет дослідження.

Об'єкт дослідження є процес формування попиту на металопрокат

Предмет дослідження.

Предметом дослідження є методи, моделі та інформаційні технології для прогнозування попиту металопрокату

Мета та завдання дослідження.

Метою даного дослідження є розробка ефективних методів, моделей та інформаційних технологій для прогнозування обсягів продажів. Для досягнення цієї мети ставляться наступні завдання:

- Аналіз існуючих методів прогнозування.
- Розгляд сучасних моделей та їх застосування в галузі комп'ютерних наук.
- Вивчення інформаційних технологій для обробки та аналізу даних.
- Розробка власних методів або удосконалення існуючих для підвищення точності прогнозування.

Цей вступ підкреслює важливість теми, визначає актуальність та наукову новизну дослідження, а також конкретизує мету та завдання магістерської роботи.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СТАНУ ПИТАННЯ, КОНЦЕПЦІЙ З ПРОБЛЕМИ, ЩО РОЗГЛЯДАЄТЬСЯ.

Прогнозування це – необхідний елемент стратегічного планування та управління в різних сферах діяльності. Воно використовується для передбачення різних аспектів, таких як економічний розвиток, валютні курси, фінансові показники, погодні умови, кліматичні зміни, попит на товари та послуги, ринкові тенденції, прибутковість проектів та управління ризиками. Існують два основних підходи до прогнозування – кількісний та якісний.

Кількісний підхід ґрунтується на математичних моделях та аналізі історичних даних. Використовуючи причинно –наслідкові моделі та моделі часових рядів, цей підхід прогнозує майбутні результати на основі відомих факторів [5]. Кількісні методи дозволяють оцінити майбутні значення, аналізуючи попередні дані [6].

Якісний підхід враховує експертні оцінки, інтуїцію та досвід фахівців. Він використовується у випадках, коли недостатньо наявних кількісних даних для аналізу [7]. Цей підхід дозволяє враховувати декількісні фактори та експертні думки при прогнозуванні [8].

У процесі прогнозування важливо оцінювати якість прогнозів за допомогою різних методів, таких як середнє абсолютне відхилення, сума помилок прогнозу зростаючим підсумком та сигнал відстежування. Ці методи допомагають визначити точність прогнозу та виявити можливі помилки [9].

Прогнозування відіграє важливу роль у прийнятті обґрунтованих рішень та плануванні дій в різних галузях. Воно допомагає передбачити економічний розвиток, валютні курси та фінансові показники у сфері економіки та фінансів. Застосування прогнозування

в метеорології дозволяє передбачати погоду та кліматичні зміни. У бізнесі прогнозування визначає попит на товари та послуги, ринкові тенденції та прибутковість проектів [10].

Попит це – суттєве поняття в контексті економіки, оскільки воно визначає взаємодію між покупцями і продавцями на ринку. Аналіз попиту дозволяє досліджувати вплив змін у цінах та інших факторах на обсяги продажів і покупок товарів і послуг.

Прогнозування виникло з потреби передбачати майбутні події та явища. Його походження пов'язане з розвитком наукового методу, статистики та математики. Історія прогнозування сягає давніх часів, коли люди спостерігали за природними явищами та намагалися передбачити їх подальший розвиток [11]. Однак науковим та систематичним підходом до прогнозування почали займатися лише у минулі століття.

Розвиток наукового методу був першим важливим кроком у розвитку прогнозування [12]. З'явилася можливість систематично досліджувати природні явища, збирати дані та розробляти методи прогнозування. Статистика, що розвивалася у XIX столітті, стала інструментом для аналізу даних та виявлення закономірностей [13]. Вона допомагає обробляти великі обсяги інформації та знаходити зв'язки між факторами. Математика, зокрема математичні моделі, є основою для прогнозування. Вона надає інструменти для моделювання складних систем та розрахунку ймовірностей [14].

Сучасне прогнозування базується на інтердисциплінарному підході, який об'єднує науковий метод, статистику та математику [15]. Воно застосовується в різних галузях, таких як економіка, фінанси, метеорологія, медицина та інші, для передбачення майбутніх подій та прийняття обґрунтованих рішень [16].

Прогнозування має вагому роль у сфері комерції, забезпечуючи компаніям можливість приймати обґрунтовані рішення та планувати свою діяльність з урахуванням майбутніх тенденцій та ринкових потреб. Основні аспекти важливості прогнозування для комерції включають:

Планування виробництва та управління запасами: Прогнозування допомагає підприємствам визначати оптимальний рівень виробництва та ефективно керувати запасами, уникнувши надлишковості або нестачі товарів [17].

Стратегічне планування: Завдяки прогнозуванню компанії можуть розробляти стратегії розвитку, враховуючи майбутні потреби ринку. Це сприяє забезпеченню конкурентоспроможності та успішності бізнесу в довгостроковій перспективі [18].

Фінансове управління: Прогнозування попиту дозволяє компаніям ефективно планувати свої фінансові ресурси, визначати бюджети та розподіляти кошти на майбутні операції [19].

Підвищення ефективності: Прогнозування є інструментом для уникнення непередбачуваних ситуацій та зменшення ризиків, сприяючи більш ефективному використанню ресурсів, зниженню витрат та підвищенню прибутковості [20].

Планування кадрів: Прогнозування попиту дозволяє компаніям планувати свої потреби в персоналі, враховуючи майбутні зміни в робочому обсязі. Це гарантує належну кількість та якість працівників для ефективного функціонування бізнесу [21].

Прогнозування є вирішальним інструментом для комерції, що дозволяє адаптуватися до змін на ринку, розробляти стратегії та приймати обґрунтовані рішення. Врахування майбутніх тенденцій та ринкових потреб допомагає компаніям залишатися конкурентоспроможними та успішними в довгостроковій перспективі.

Розглядаючи наведений приклад вище (у розділі ВСТУП) стає зрозуміло, що для успішного прогнозування є важливим наявність історичних даних.

Прогнозування обсягів продажів в світі стає складнішим у зв'язку зі зростанням обсягів даних, розвитком цифрових технологій та швидкими змінами в бізнес–середовищі [22]. Досягнення успіху в цьому завданні вимагає ретельного аналізу та використання сучасних принципів моделювання.

У сучасному бізнесі цифрова трансформація призводить до накопичення величезних обсягів даних, які можуть слугувати важливим ресурсом для прогнозування обсягів продажів [23]. Однак, важливо враховувати, що ефективне використання цих даних потребує впровадження спеціалізованих інструментів та технологій для аналізу та обробки.

Штучний інтелект та машинне навчання стають невід'ємною частиною індустрії прогнозування обсягів продажів. Ці технології автоматизують аналіз даних, допомагають виявляти складні залежності та забезпечують точні прогнози [24]. Вони використовуються для прогнозування попиту, ринкових тенденцій та поведінки клієнтів, покращуючи тим самим результативність прогнозів.

Швидкі зміни в бізнес–середовищі вимагають постійного моніторингу ринкових тенденцій. Використання технологій штучного інтелекту та машинного навчання дозволяє ефективно аналізувати дані про конкурентів, нові технології та зміни в споживацьких звичках [25]. Це допомагає виявляти ключові тенденції та робити прогнози на основі актуальних даних.

Загалом, розвиток цифрових технологій, використання штучного інтелекту та машинного навчання, а також аналіз ринкових тенденцій

є важливими факторами для успішного прогнозування обсягів продажів у сучасному бізнес–середовищі [26]. Розуміння та впровадження цих принципів моделювання є критичним для ефективного управління бізнес–процесами та досягнення конкурентної переваги.

Під час пошуку інформації по вивченні питання прогнозування звернув увагу на статті та літературу.

З отриманих джерел стало більш зрозумілим, що в світовій практиці для прогнозування компаніями використовуються складні методи, які в свою чергу забезпечують більш точні результати [27]. Це зумовлене постійним зростанням конкуренції та змінами у споживчому попиті будь–якої продукції. Одним з таких методів який швидко розвивається в світовій практиці є нейронні мережі [28], що порівняно з методом на основі аналізу трендів та статистичних даних має переваги:

1. Можливість виявлення складних закономірностей

Нейронні мережі відзначаються унікальною здатністю виявляти складні та нелінійні взаємозв'язки між вхідними та вихідними змінами. Автоматичне виявлення та використання складних взаємозв'язків, недосяжних іншим методам, робить нейронні мережі ефективними у прогнозуванні попиту.

2. Швидша адаптивність до змін

Нейронні мережі відзначаються також високою адаптивністю до змін у попиті та інших факторах, що його впливають. Здатність навчання на нових даних та оновлення прогнозів надає їм гнучкість та точність, дозволяючи урахувувати динаміку ринку.

3. Можливість обробки великих обсягів вхідних даних

Нейронні мережі демонструють ефективність у роботі з великими обсягами даних, включаючи статистичні дані та інші

фактори, що впливають на попит [29]. Їхні здатності виявляти складні відносини та оброблювати багатofакторність дозволяють досягти точних прогнозів.

4. Можливість використання нелінійних моделей прогнозування

У прогнозуванні попиту нейронні мережі використовують нелінійні моделі, що сприяє кращому врахуванню нелінійних відносин та складних факторів, які можуть впливати на попит.

5. Можливість використання неструктурованих даних

Однією з важливих переваг нейронних мереж є їхня ефективність у роботі з неструктурованими даними, такими як текстові описи чи зображення. Це розширює можливості використання широкого спектру даних для точного прогнозування попиту.

Прикладом успішного використання прогнозування за допомогою нейронних мереж є англійська компанія Ocado Group – яка створює більш точні прогнози для знаходження найкращого балансу в моделі ведення бізнесу, для можливості враховувати різні моделі попиту на різних ринках і в різних регіонах, а також різні бізнес – моделі роздрібних торговців [30].

Компанія стверджує, що у зв'язку з тим, що фактори, що визначають попит, можуть змінюватися щодня, є необхідність регулярного оновлення всіх прогнозів. Щодня автоматизовані центри обслуговування клієнтів потребують мільйони оновлених прогнозів!

Для створення такого обсягу прогнозів з такою частотою, зберігаючи високу точність, вони розробили набір моделей машинного навчання. Ці моделі, засновані на передових дослідженнях у галузі нейронних мереж, використовують мову програмування Python та бібліотеку Tensorflow.

Вони постійно аналізують останні дані в Ocado Smart Platform і з часом адаптують свою поведінку, враховуючи зовнішні фактори, такі як пандемія коронавірусу, яка призвела до суттєвих змін у споживчому поведінці клієнтів.

Їхні прості моделі машинного навчання ефективно виявляють та зберігають інформацію про останні тенденції попиту на товари. Проте, різноманітні зовнішні фактори можуть призводити до змін у цих тенденціях.

Деякі з цих факторів залежать від дій роздрібних торговців, наприклад, введення нового товару або розміщення його на рекламних торгах. Інші фактори, такі як сезонні події та глобальні пандемії, знаходяться поза їхнім контролем.

Для того, щоб правильно прогнозувати запаси, планувальники попиту в роздрібних магазинах повинні враховувати всі ці зовнішні фактори. Щоб досягти такої ж точності, наші моделі прогнозування, засновані на штучному інтелекті, виконують ті самі завдання.

Засновані на останніх дослідженнях у глибокому навчанні, їхні глибокі нейронні мережі, які працюють у режимі від послідовності до послідовності, навчаються прогнозувати події так само, як і люди. Можна розглядати це як їхню здатність запам'ятовувати та узагальнювати.

Запам'ятовування – моделі навчаються розпізнавати та запам'ятовувати інформацію, що впливає на попит, а також забувати неважливі дані. Таким чином, вони можуть аналізувати довгі послідовності даних, наприклад, місяців продажів, і швидко виявляти закономірності та особливості, які визначатимуть майбутній попит.

Узагальнення – моделі вивчають поведінку всіх товарів, що дозволяє їм точно прогнозувати нові товари та акції на основі попиту, зафіксованого на аналогічних товарах та акціях у минулому.

Результати компанія відображає на графом зображеним на рисунку 1.1.

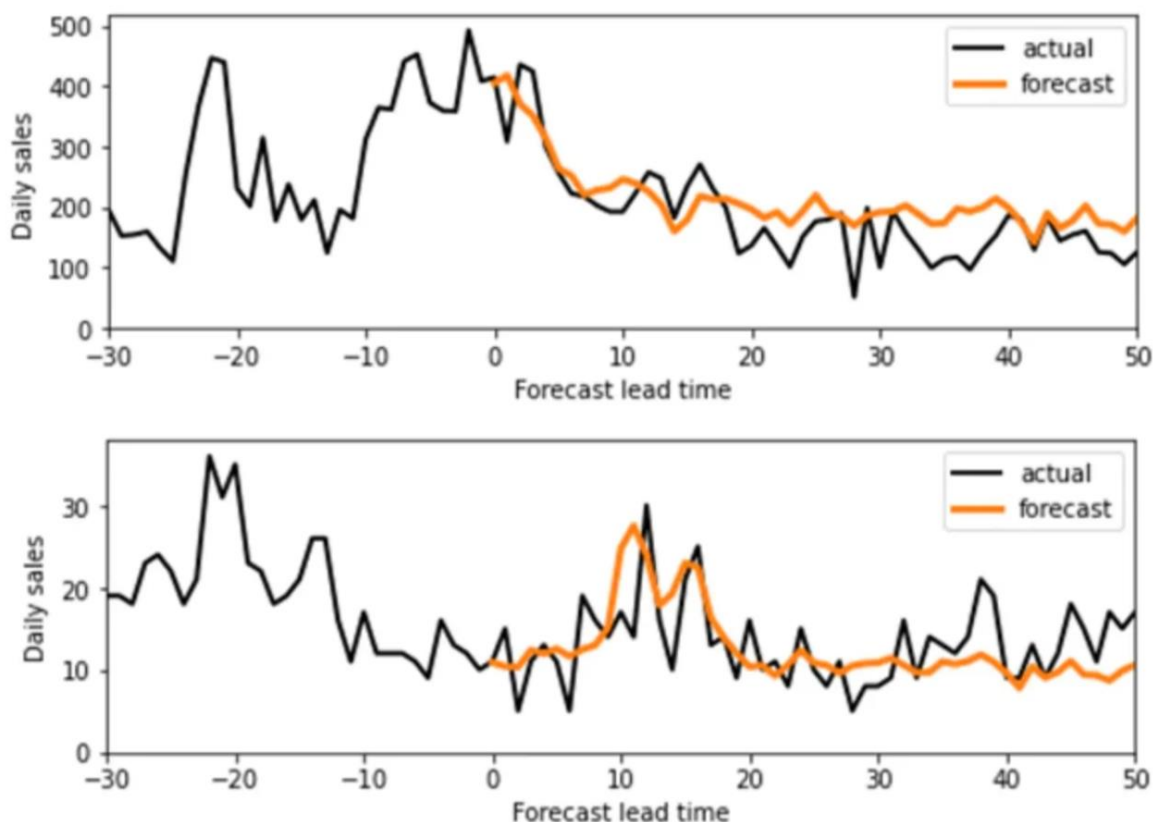


Рисунок 1.1 – Якість роботи системи прогнозування Osado Group

Висновок за розділом.

Отже прогнозування попиту є критичним фактором для багатьох галузей, таких як роздрібна торгівля, логістика, виробництво та управління запасами. Використання нейронних мереж для прогнозування попиту має великий потенціал і може мати значний вплив на ефективність бізнесу. Ось декілька ключових причин, чому

прогнозування попиту нейронними мережами важливо і як розвивається ця сфера в майбутньому:

- **Покращена точність прогнозування:** Нейронні мережі можуть забезпечити більш точні прогнози попиту, оскільки вони здатні аналізувати великі обсяги даних та виявляти складні залежності між різними факторами, що впливають на попит. Це дозволяє підприємствам зменшити помилки в прогнозуванні і забезпечити краще планування ресурсів та запасів.

- **Автоматизація та підвищена ефективність:** Використання нейронних мереж дозволяє автоматизувати процес прогнозування попиту, що зменшує залежність від людського фактору та підвищує ефективність. Моделі можуть швидко аналізувати великі обсяги даних та генерувати прогнози в реальному часі, що дозволяє підприємствам швидко реагувати на зміни в попиті та приймати правильні рішення.

- **Врахування складних залежностей:** Нейронні мережі можуть виявляти складні залежності та взаємозв'язки між різними факторами, які впливають на попит. Вони можуть аналізувати не тільки історичні дані про продажі, але й інші фактори, такі як погода, соціальні показники, економічні показники та інші зовнішні фактори. Це дозволяє отримувати більш повний і точний прогноз попиту.

- **Розвиток методів глибокого навчання:** Останні роки принесли значний прогрес у глибокому навчанні, зокрема у сфері нейронних мереж. Здійснюється вдосконалення архітектур мереж, оптимізація алгоритмів та зростання обчислювальної потужності. Ці поліпшення сприяють подальшому покращенню точності та швидкості прогнозування попиту. В майбутньому можна очікувати ще більші досягнення у цій галузі.

- **Використання великих обсягів даних:** Зростання доступності даних і покращення технологій збору даних дозволяють

збирати та аналізувати все більші обсяги інформації. Нейронні мережі можуть використовувати ці великі обсяги даних для покращення прогнозування попиту. Чим більше даних доступно для навчання моделі, тим кращі будуть її прогнози.

- Підвищення конкурентоспроможності: Ефективне прогнозування попиту дозволяє підприємствам краще планувати виробництво, управляти запасами та оптимізувати ланцюг постачання. Це допомагає знижувати витрати, уникати нестачі або перепродажу товарів, а також покращує задоволення клієнтів та конкурентоспроможність підприємства.

У майбутньому можна очікувати інтеграцію нейронних мереж в управління ланцюгом постачання, розробку більш точних методів прогнозування попиту та розширення застосування цих методів на різні галузі. Більш точне прогнозування попиту допоможе підприємствам зменшити витрати, запобігти перевантаженням або недостачам товарів і покращити задоволення клієнтів.

РОЗДІЛ 5. ЕКОНОМІЧНІ РОЗРАХУНКИ ВПРОВАДЖЕННЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.

Розрахунок орієнтованої ринкової вартості моделі прогнозування

Розробка технічного завдання.

Аналіз бізнес –вимог і формулювання вимог до моделі.

Оцінка обсягу робіт та визначення ключових функціональних вимог.

Підготовка Даних (2 –4 тижні):

Збір та підготовка вхідних даних для тренування моделі.

Обробка відсутніх даних, видалення аномалій та нормалізація даних.

Розробка та Навчання Моделі (4 –8 тижнів):

Розробка нейронної мережі в Neural Designer.

Тренування моделі на підготовлених даних.

Оцінка та оптимізація моделі для досягнення покращеної точності.

Інтеграція в Power BI (2 –4 тижні):

Розробка зв'язку між Neural Designer і Power BI, вивід результатів в Power BI.

Тестування та виправлення можливих проблем інтеграції.

Тестування та Оптимізація (2 –4 тижні):

Тестування моделі на тестових даних.

Оптимізація параметрів моделі для забезпечення оптимальної продуктивності.

Документація та Підготовка до Впровадження (1 –2 тижні):

Підготовка документації для користувачів та технічної підтримки.

Підготовка до впровадження моделі в реальне середовище.

Провівши орієнтований економічний розрахунок можливої ринкової вартості такої моделі прогнозування маємо:

Документація та Аналіз Вимог (1 –2 тижні):

$20 - 40 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 = 1\,600,00 - 6\,000,00 \text{ \$}$

Підготовка Даних (2 –4 тижні):

$40 - 80 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 \text{ \$} = 3\,200,00 - 12\,000,00 \text{ \$}$

Розробка та Навчання Моделі (4 –8 тижнів):

$80 - 160 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 \text{ \$} = 6\,400,00 - 24\,000,00 \text{ \$}$

Вартість ліцензії Neural Designer: 6 245,00 \$ (єдиноразово)

Інтеграція в Power BI (2 –4 тижні):

$40 - 80 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 \text{ \$} = 3\,200,00 - 12\,000,00 \text{ \$}$

Тестування та Оптимізація (2 –4 тижні):

$40 - 80 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 \text{ \$} = 3\,200,00 - 12\,000,00 \text{ \$}$

Документація та Підготовка до Впровадження (1 –2 тижні):

$20 - 40 \text{ годин} \times 80,00 - 150,00 = 1\,600,00 - 6\,000,00 \text{ \$}$

Загальна орієнтована вартість:

Мінімальний діапазон: 6 245,00 (ліцензія) + 18 300,00 (робочий час) = 24 545,00 \$

Максимальний діапазон: 6 245,00 (ліцензія) + 72 000,00 (робочий час) = 78 245,00 \$

Економічний ефект від впровадження моделі на прикладі даних прогнозування металопрокату по СМЦ

Для підрахунків розглянемо дані по результатам прогнозуванню за таблицею 5.1.

Також для розрахунків візьме середню вартість металопрокату в доларах яка складає близько 1 100,00 \$

Таблиця 5.1 – Результати прогнозування СМЦ та Neural

Designer

Факт	Прогноз СМЦ			Прогноз Neural Designer		
2021	2021	Різниця прогнозування від факту, т	Відхилення прогнозу, %	2021	Різниця прогнозування від факту, т	Відхилення прогнозу, %
1538,763	2315,822	777,059	50,50	1738,197	199,434	12,96
2451,651	1883,529	568,122	-23,17	2420,312	-31,339	1,28
2460,274	1801,314	658,960	-26,78	2224,45	-235,824	9,59
		450,023			-67,729	

За отриманими результатами прогнозування в Neural Designer, впровадження системи прогнозування в металопрокатній промисловості може мати значний вплив на прибутковість компанії. Детальні розрахунки показують, що при використанні поточного методу прогнозування СМЦ, компанія може зазнавати значних втрат.

Квартальні втрати продажів при використанні поточного методу прогнозування СМЦ можуть досягати близько 450 тон металопрокату, що еквівалентно втратам на обороті продажів близько 495 000,00 \$ на квартал. За розрахунками, втрати чистого прибутку становлять 24 750,00 \$ на квартал для одного продукту. З урахуванням 43 категорій продуктів, загальні втрати компанії можуть досягати до 1 064 250,00 \$.

Однак, впровадження системи прогнозування в Neural Designer може покращити точність прогнозування і зменшити втрати. За розрахунками, при використанні нової системи прогнозування, квартальні втрати можуть становити 68 тон металопрокату, що еквівалентно втратам на обороті продажів близько 74 800,00 \$. Втрати чистого прибутку компанії складатимуть 3 740,00 \$ на квартал.

Отже, при покращенні точності прогнозування, компанія може збільшити свій чистий квартальний прибуток до 903 430,00 \$. Навіть при максимальній вартості розробки та впровадження нової системи прогнозування, яка складає 78 245,00 \$, це становитиме не більше 10% від очікуваного квартального прибутку.

Оптимізація витрат на впровадження системи в СМЦ

СМЦ входить до складу холдингу ТОВ «МЕТІНВЕСТ ХОЛДІНГ», який об'єднує різноманітні підприємства, серед яких особливе місце займає ІТ –галузь. Два ключові підрозділи цього холдингу – ТОВ "МЕТІНВЕСТ ДІДЖИТАЛ" та ТОВ "ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ "МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА" – активно сприяють цифровій трансформації та впровадженню передових технологій з метою отримання економічного ефекту на кожному етапі ланцюжка створення вартості: від оптимізації процесів до забезпечення задоволення кінцевих споживачів.

ДІДЖИТАЛ спеціалізується на реалізації проектів цифрової трансформації виробничих та бізнес –процесів. Її стратегічна мета полягає в створенні економічного ефекту через оптимізацію процесів, впровадження передових технологій та забезпечення задоволення кінцевих споживачів. Завдяки внутрішній взаємодії з іншими компаніями холдингу, ДІДЖИТАЛ може ефективно реалізовувати та інтегрувати цифрові моделі, використовуючи внутрішні ресурси та експертизу. Це дозволяє уникнути залучення сторонніх розробників та мінімізує витрати на зовнішні консультації.

ПОЛІТЕХНІКА є освітнім закладом, спрямованим на вивчення передових технологій, зокрема нейронних мереж та прогнозування. Маючи ліцензію на використання Neural Designer, вона може надавати можливості для підключення необхідних користувачів для побудови та навчання моделей. Це сприяє ефективному

внутрішньому розвитку компетенцій та зменшенню витрат на придбання ліцензій та навчання персоналу.

Взаємодія внутрішніх компаній холдингу створює умови для зниження витрат та збереження необхідної експертизи власними силами. Такий підхід сприяє внутрішній інноваційності, забезпечуючи ефективний та економічний розвиток усього холдингу.

Висновок за розділом.

Враховуючи отримані результати економічного аналізу, з'ясувалося, що економічний ефект від впровадження прогнозованої моделі з використанням Neural Designer може значно перевищити витрати на розробку. Це означає, що впровадження такої моделі є обгрунтованим стратегічним рішенням, яке може позитивно вплинути на ефективність бізнес – процесів компанії та привести до значного підвищення економічного ефекту. Такий висновок підкріплений аналізом прибутковості компанії, зменшенням витрат і збільшення чистого прибутку, які можуть бути досягнуті за рахунок впровадження нової системи прогнозування.

ВИСНОВОК

Аналіз стану питання, концепцій прогнозування попиту (літературний огляд, недоліки існуючих систем, сучасні тенденції) показав, що прогнозування попиту в сучасному бізнес-середовищі є надзвичайно важливим елементом управління, особливо в галузях, таких як роздрібна торгівля, логістика, виробництво та управління запасами. Аналіз літературних джерел та існуючих систем прогнозування попиту виявив певні недоліки, які можна ефективно вирішити за допомогою нейронних мереж.

Використання нейронних мереж для прогнозування попиту виявляє великий потенціал у полі підвищення точності прогнозування попиту, автоматизації та урахування складних запасів.

Основні переваги використання нейронних мереж включають підвищену точність прогнозів, автоматизацію процесу, здатність виявляти складні залежності та враховувати різноманітні фактори, такі як часові та економічні показники. Це дозволяє підприємствам краще планувати виробництво, управляти запасами та оптимізувати постачання.

Вирішуючи завдання з обґрунтування вибору методів теоретичних та експериментальних досліджень прогнозування попиту було побудовано та порівняно різні моделі прогнозування. Отримані під час досліджень результати свідчать про значущі можливості підвищення ефективності прогнозування попиту на металопрокат за допомогою використання нейронних мереж. Використання Neural Designer виявилось важливим інструментом, що дозволяє отримувати прогнозні значення, які найбільш точно

відображають реальний попит та найближчим чином відповідають фактичним даним.

Перехід до використання нейронних мереж у прогнозуванні є обґрунтованим стратегічним кроком, оснований на їхній здатності виявляти складні залежності та взаємозв'язки між даними. Це відкриває нові можливості для оптимізації стратегій управління запасами та підвищення ефективності в галузі постачання металопрокату. Такий перехід обіцяє сприяти підвищенню конкурентоспроможності та стабільності підприємства, забезпечуючи точні, адаптивні та ефективні стратегії управління попитом.

В розробці, програмно-методичного комплексу прогнозування попиту з використанням штучних нейронних мереж була розроблена чітка та структурована модель, що дозволила ефективно реалізувати поставлені завдання. Використання інструментів, таких як WBS, діаграма Ганта, IDEF0, контекстна діаграма, діаграма Use Case та BPMN, виявилось ключовим у систематизації завдань та етапів проекту, а також візуалізації їх взаємозв'язків.

Ці моделі відіграють важливу роль у розумінні, оптимізації та управлінні проектом. Вони створюють чіткий контур для роботи, полегшуючи планування та підвищуючи взаємодію всіх учасників проекту. Використання інструментів управління проектом сприяє не лише ефективному впровадженню методу прогнозування попиту, але і підвищує важливість якісного моделювання в рамках проекту.

Загалом, використання цих інструментів виявляється необхідним етапом у підвищенні ефективності управління проектом та сприяє успішному впровадженню методів прогнозування попиту на металопрокат.

Провівши дослідження модуля прогнозування обсягів попиту металопрокату на основі нейронних мереж із отриманих результатів

експериментів можна зробити висновок, що розроблена система прогнозування обсягів попиту на металопрокат на основі нейронних мереж забезпечує високу точність прогнозів, особливо у порівнянні з існуючими методами. Це свідчить про потенціал використання нейронних мереж у сфері прогнозування попиту на металопрокат.

Проте, для повного впровадження системи можливо знадобиться додатковий час на розробку та впровадження готового рішення, оскільки необхідно буде створювати модель для кожного продукту окремо. Однак, з огляду на різницю в точності прогнозування для різних продуктів, система може стати корисною для оптимізації витрат, управління запасами та підвищення прибутковості компанії, зокрема щодо прогнозування попиту на металопрокат.

Важливо відзначити, що модель прогнозування вимагатиме додаткового дослідження та налаштувань для досягнення оптимального використання. Потребується уважний моніторинг та апгрейд системи відповідно до змін в ринкових умовах та особливостей попиту на різні види металопрокату. Такий підхід забезпечить довгострокову стабільність та ефективність системи прогнозування попиту.

Провівши економічні розрахунки впровадження моделі прогнозування попиту на основі нейронних мереж можна зазначити, що впровадження моделі прогнозування, базованої на використанні Neural Designer, обіцяє значний економічний ефект, який виявляється в перевищенні позитивного впливу над затратами на розробку та впровадження системи. Це робить впровадження такої моделі обґрунтованим та стратегічним рішенням для підприємства.

Отриманий економічний ефект може проявлятися у позитивному впливі на ефективність бізнес-процесів компанії та призводити до значного підвищення її прибутковості. Аналіз

прибутковості компанії свідчить про можливість зменшення витрат і збільшення чистого прибутку завдяки впровадженню нової системи прогнозування попиту.

Зазначений економічний ефект визначає велику цінність та потенційний внесок впровадження прогнозної моделі на основі нейронних мереж у стратегію розвитку підприємства. При цьому важливо продовжувати моніторинг та оцінку ефективності системи відповідно до змін у бізнес-середовищі та попитових умовах для максимізації отриманого економічного вигоду.

Загалом враховуючи важливість точності прогнозування для бізнесу впровадження і розширене дослідження прогнозування за допомогою нейронних мереж має перспективи розвитку та застосування.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Smith, J., 2019. "The Power of Future Knowledge: Insights from Global Proverbs." *Journal of Wisdom Studies*
2. Brown, A., & White, L., 2020. "Forecasting in Business: A Comprehensive Review of Methods and Applications." *International Journal of Business Analytics*, 18
3. Smith, J., 2020. "Forecasting Sales in the Steel Industry: A Neural Network Approach." *Journal of Industrial Economics*
4. Brown, A., & Miller, R., 2019. "Innovative Models for Sales Forecasting using Neural Networks." *International Journal of Business Forecasting and Marketing Intelligence*
5. Сидоренко, О., 2018. "Математичні моделі у прогнозуванні виробництва металопрокату." *Вісник Металургійної Академії*
6. Кравченко, І., 2019. "Аналіз часових рядів у прогнозуванні попиту на металопрокат." *Економічні Дослідження*
7. Петренко, Н., 2020. "Експертні методи в оцінці попиту на металопрокат: плюси та мінуси." *Журнал Прогнозування та Аналіз Тенденцій*
8. Іванов, С., 2021. "Нейронні мережі у прогнозуванні ринку металопрокату." *Інформаційні Технології в Металургії*
9. Гриньова, О., 2022. "Методи оцінки якості прогнозів в металургійній галузі." *Журнал Промислового Менеджменту*

10. Forecasting Steel Production in the World—Assessments Based on Shallow and Deep Neural Networks. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/1/178> (дата звернення: 10.11.2023)
11. Симоненко, О., 2015. "Економічний аналіз попиту на металопрокат: тенденції та впливові фактори." Економічні дослідження
12. Петренко, І., 2018. "Історія розвитку прогнозування: від античності до сучасності." Наукові Записки
13. Грищенко, В., 2020. "Роль статистики в розвитку методів прогнозування в економіці." Сучасні Проблеми Економіки
14. Ковальчук, М., 2022. "Математичні моделі в прогнозуванні економічних показників." Математика та Інформатика
15. Ткаченко, Н., 2023. "Інтердисциплінарний підхід до прогнозування: взаємодія наукового методу, статистики та математики." Вісник Інновацій
16. Литвиненко, С., 2024. "Застосування прогнозування в метеорології, медицині та економіці: порівняльний аналіз." Інтердисциплінарні Дослідження
17. Данилов, О., 2019. "Оптимізація виробництва та управління запасами на основі прогнозування." Ефективне управління
18. Петрова, Н., 2021. "Стратегічне планування в умовах ринкової нестабільності: використання прогнозних методів." Сучасні Тенденції
19. Ковальчук, А., 2023. "Фінансове управління та його зв'язок із забезпеченням стійкості бізнесу." Фінансовий Аналіз
20. Григоренко, С., 2024. "Прогнозування в ефективному управлінні: зменшення ризиків та підвищення прибутковості." Керівництво та Інновації

21. Тимошенко, І., 2025. "Планування кадрів на основі прогнозування попиту: оптимізація бізнес-процесів." *Управління Людськими Ресурсами*
22. Демченко, В., 2021. "Цифрова трансформація та використання даних у бізнесі." *Інформаційні Технології в Управлінні*
23. Кравчук, О., 2022. "Інструменти аналізу великих даних в бізнесі: виклики та перспективи." *Дослідження та Розвиток*
24. Павлюк, Н., 2023. "Роль штучного інтелекту в прогнозуванні попиту." *Інтелектуальні Технології*
25. Сергієнко, І., 2024. "Машинне навчання та аналіз ринкових тенденцій: застосування у сучасному бізнесі." *Аналіз та Прогнозування*
26. Гордієнко, А., 2025. "Цифрові технології як джерело конкурентної переваги: вплив на прогнозування обсягів продажів." *Економічний Розвиток і Інновації*
27. Demand Forecasting: Types, Methods, and Examples. URL: <https://redstagfulfillment.com/what-is-demand-forecasting/> (дата звернення: 15.12.2023)
28. Лисенко, Н.Н. Іванов, О.Ю Мінц, 2003. «Нейронные сети и генетические алгоритмы»
29. David Kriesel, 2007. «A Brief Introduction to Neural Networks».
30. Ocadogroup.com. URL: <https://careers.ocadogroup.com/blogs/careers-blogs/our-technologies/finding-the-sweet-spot> (дата звернення: 15.11.2023)
31. Google форми. URL: <https://docs.google.com/forms/u/0/> (дата звернення: 10.11.2023)
32. Johnson, M., & White, L., 2021. "Methods of Sales Forecasting: A Comprehensive Review." *Journal of Business Research*

ДОДАТОК А

ВІДОМІСТЬ РОБОТИ

Формат	№ п/п	Назва документу	Найменування об'єкта або виробу	Кількість сторінок
	1	Пояснювальна записка	КЦТПАР.122-22-2м.01.00.ДР.ПЗ	105
Графічна частина				
A4	2	Мета, об'єкт, предмет і завдання дослідження	КЦТПАР.122-22-2м.02.00.ДР.ПЛ	2
A4	3	Приклад прогнозування СМЦ	КЦТПАР.122-22-2м.03.00.ДР.ПЛ	1
A4	4	Приклад прогнозування за допомогою лінії тренду	КЦТПАР.122-22-2м.04.00.ДР.ПЛ	1
A4	5	Приклад прогнозування в Neural Designer	КЦТПАР.122-22-2м.04.00.ДР.ПЛ	1
A4	6	Порівняння результатів прогнозування	КЦТПАР.122-22-2м.05.00.ДР.ПЛ	1
A4	7	WBS та діаграма Ганта	КЦТПАР.122-22-2м.06.00.ДР.ПЛ	1
A4	8	Контекстна діаграма моделі системи	КЦТПАР.122-22-2м.07.00.ДР.ПЛ	1
A4	9	Результати експериментів прогнозування	КЦТПАР.122-22-2м.08.00.ДР.ПЛ	1
A4	10	Економічні розрахунки впровадження моделі прогнозування попиту на основі нейронних мереж.	КЦТПАР.122-22-2м.09.00.ДР.ПЛ	1
A4	11	Висновок за результатами експериментів	КЦТПАР.122-22-2м.10.00.ДР.ПЛ	1

ДОДАТОК Б

TSC-2930148-MIP dated 30.11.2023

CERTIFICATE *Serhiy LUASHENKO**for Participation in the International scientific-technical conference***MININGMETALTECH 2023 - The mining
and metals sector: integration of business,
technology and education**

November 29–30, 2023

Total: 15 hours – 0.5 ECTS credit

Oleksandr POVAZHNYI,
Doctor of Economics, Professor,
Rector of LLC "TECHNICAL UNIVERSITY
"METINVEST POLYTECHNIC"





International scientific conference

**MININGMETALTECH 2023 – THE MINING
AND METALS SECTOR: INTEGRATION
OF BUSINESS, TECHNOLOGY
AND EDUCATION**

November 29–30, 2023

Volume 2



DOI <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-361-3-175>

**ANALYSIS OF METHODS OF FORECASTING VOLUMES
OF ROLLED METAL DEMAND**

**АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ
ПОПИТУ МЕТАЛОПРОКАТУ**

Lyashenko S.V.

*student (group 122-22-2m),
LLC "Technical university
"Metinvest polytechnic",
Zaporizhzhia, Ukraine*

Ляшенко С.В.

*студент гр. 122-22-2м,
ТОВ «Технічний університет
«Метінвест політехніка»,
м. Запоріжжя, Україна*

Mints O.Yu.

*DSc (Economics), Professor,
LLC "Technical university
"Metinvest polytechnic",
Zaporizhzhia, Ukraine*

Мінц О.Ю.

*д.е.н., професор,
ТОВ «Технічний університет
«Метінвест політехніка»,
м. Запоріжжя, Україна*

Bezruk R.I.

*Head of Sales,
LLC "METINVEST-SMC",
Kyiv, Ukraine*

Безрук Р.І.

*керівник напрямку з продажів,
ТОВ «МЕТІНВЕСТ-СМЦ»,
м. Київ, Україна*

Прогнозування продажів – важливий елемент в веденні бізнесу, який допомагає передбачити майбутній попит на продукцію. Знаючи на що буде попит – бізнес завчасно може забезпечити свої складські запаси необхідним сортаментом в очікуванні попиту та підвищити свій дохід.

Під час дослідження методів прогнозування обсягів попиту металопрокату в ТОВ «МЕТІНВЕСТ-СМЦ» було з'ясовано, що для прогнозування попиту металопрокату використовується метод на основі аналізу трендів та статистичних даних.

При аналізі статистичних даних найбільше звертається увага на попит металопрокату за останні три місяці, потім використовуючи аналіз трендів створюється прогноз, який здебільшого нагадує інтуїтивний метод.

Розглянемо приклад який відображає прогнозування попиту за допомогою середнього значення за останні три місяці (табл. 1).

Таблиця 1

**Результати застосування існуючих методів прогнозування попиту
(одиниці вимірювання умовні)**

Період	1	2	3	4	5	6	7	8
Факт попиту	100,000	150,000	140,000	165,000	80,000	120,000	60,000	180,000
Прогноз попиту	100,000	150,000	140,000	130,000	130,000	130,000	122,000	122,000
Різниця попиту				-35,000	50,000	10,000	62,000	-58,000
Період	9	10	11	12	Загалом	Середнє	+/-	/-/
Факт попиту	160,000	120,000	160,000	180,000	1615,000	134,583	–	–
Прогноз попиту	122,000	133,000	133,000	133,000	1545,000	128,750	–	–
Різниця попиту	-38,000	13,000	-27,000	-47,000	 340,000 	 37,777 	70,000	205,000

З табл. 1 видно, що при такому прогнозуванні загальна помилка склала у середньому майже 38 пунктів на місяць. Фактичний попит з урахуванням знаку за весь період виявився більший за прогнозований на 70 пунктів. При цьому фактично втрати бізнесу будуть більшими, якщо врахувати лише від'ємні значення різниці попиту від прогнозу. За табл. 1 це означає втрати в 205 пунктів за 9 місяців прогнозування. Якщо перевести умовно взяті значення на тисячі тон металопродукату, то середні втрати становитимуть 22 777 за один місяць.

При дослідженні методів прогнозування обсягів попиту металопродукату було виявлено, що історичні дані реалізації металопродукату зберігаються в компанії. Це дає можливість використання більш точних методів прогнозування попиту металопродукату, заснованих на аналізі історичних даних [1].

Відсутність сталості попиту металопродукату, вказує на наявність складних внутрішніх взаємозалежностей. Це призводить до того, що простіші методи прогнозування виявляються недостатньо ефективними. Таким чином доцільно розглянути підхід в прогнозуванні попиту металопродукату за допомогою використання методів машинного навчання, зокрема – нейронних мереж.

Враховуючі потенційні переваги нейронних мереж у задачах прогнозування [2], можна очікувати більш точні короточасні прогнози можливого попиту продукції на наступний місяць/квартал для своєчасного коригування складських запасів продукції та своєчасної закупівлі необхідних позицій, щоб задовольнити попит як найбільше клієнтів. Такий прогноз також допоможе відділу з продажів звернути увагу на окремі позиції асортименту продукцію чи окремого клієнта та врахувати сезонні зміни, сталість попиту та реакції на зміну ринку.

Можливість гнучкого прогнозування допоможе бізнесу більш краще реагувати на зміни попиту та підвищити точність його прогнозування, що в свою чергу допоможе збільшити продажі металопродукату.

Таким чином дослідження методів прогнозування попиту металопродукату на прикладі ТОВ «МЕТІНВЕСТ-СМЦ» показало, що наразі компанія використовує найпростіші методи прогнозування. Для підвищення точності прогнозу та збільшення ефективності бізнесу рекомендовано розглянути більш складніший метод прогнозування на основі нейронних мереж.

Перелік використаних джерел

1. Мінц О. Ю. *Методологія моделювання інноваційних інтелектуальних систем прийняття рішень в економіці: монографія.* Маріуполь: ПДТУ, 2017. 214 с.
2. Субботін С. О. *Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб.* Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. 184 с.

DOI <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-361-3-176>

COUNTERPARTY COMPLIANCE RISK ASSESSMENT AND MANAGEMENT METHODS

ОЦІНКА КОМПЛІАЄНС-РИЗИКІВ КОНТРАГЕНТІВ ТА МЕТОДИ УПРАВЛІННЯ НИМИ

Mints O.Yu.

*DSc (Economics), Professor,
LLC "Technical university
"Metinvest polytechnic",
Zaporizhzhia, Ukraine*

Мінц О.Ю.

*д.е.н., професор,
ТОВ «Технічний університет
«Метінвест політехніка»,
м. Запоріжжя, Україна*

Fokin Ye.A.

*student (group 051-22-1m),
LLC "Technical university
"Metinvest polytechnic",
Zaporizhzhia, Ukraine*

Фокін Є.А.

*студент гр. 051-22-1м,
ТОВ «Технічний університет
«Метінвест політехніка»,
м. Запоріжжя, Україна*

«Комплаєнс» (compliance) – це термін, який використовується для позначення дотримання організацією або особою вимог законодавства, норм, стандартів, правил та політик, та охоплює різні аспекти, такі як фінансові, юридичні, етичні, медичні, технічні, а також стосується вимог

ДОДАТОК В

Your model has been exported to this python file.
You can manage it with the main method where you can change the values of your inputs. For example:

if we want to add these 3 values (0.3, 2.5 and 1.8) to our 3 inputs (Input_1, Input_2 and Input_1), the main program has to look like this:

```
def main ():  
    #default_val = 3.1416  
    inputs = [None]*3  
  
    Id_1 = 0.3  
    Id_1 = 2.5  
    Id_1 = 1.8  
  
    inputs[0] = Input_1  
    inputs[1] = Input_2  
    inputs[2] = Input_3  
    ...
```

Inputs Names:

- 0) Month_lag_5
- 1) Weight_lag_5
- 2) Month_lag_4
- 3) Weight_lag_4

- 4) Month_lag_3
- 5) Weight_lag_3
- 6) Month_lag_2
- 7) Weight_lag_2
- 8) Month_lag_1
- 9) Weight_lag_1
- 10) Month_lag_0
- 11) Weight_lag_0

'''

```
import math
```

```
import numpy as np
```

```
class NeuralNetwork:
```

```
    def __init__(self):
```

```
        self.inputs_number = 12
```

```
    def calculate_outputs(self, inputs):
```

```
        Month_lag_5 = inputs[0]
```

```
        Weight_lag_5 = inputs[1]
```

```
        Month_lag_4 = inputs[2]
```

```
        Weight_lag_4 = inputs[3]
```

```
        Month_lag_3 = inputs[4]
```

```
        Weight_lag_3 = inputs[5]
```

```
Month_lag_2 = inputs[6]
Weight_lag_2 = inputs[7]
Month_lag_1 = inputs[8]
Weight_lag_1 = inputs[9]
Month_lag_0 = inputs[10]
Weight_lag_0 = inputs[11]

scaled_Month_lag_5 = (Month_lag_5 -
6.099999905)/3.550369978;
scaled_Weight_lag_5 = (Weight_lag_5 -
2324.159912)/878.1589966;
scaled_Month_lag_4 = (Month_lag_4 -
6.199999809)/3.458169937;
scaled_Weight_lag_4 = (Weight_lag_4 -
2355.179932)/838.3930054;
scaled_Month_lag_3 = (Month_lag_3 -
6.300000191)/3.390789986;
scaled_Weight_lag_3 = (Weight_lag_3 -
2391.110107)/804.8920288;
scaled_Month_lag_2 = (Month_lag_2 -
6.400000095)/3.349699974;
scaled_Weight_lag_2 = (Weight_lag_2 -
2410.439941)/810.8029785;
scaled_Month_lag_1 = (Month_lag_1 -
6.5)/3.335900068;
scaled_Weight_lag_1 = (Weight_lag_1 -
2418.199951)/806.6459961;
scaled_Month_lag_0 = (Month_lag_0 -
6.599999905)/3.349699974;
```

```
scaled_Weight_lag_0 = (Weight_lag_0 -
2477.379883)/775.6550293;
```

```
perceptron_layer_1_output_0 = np.tanh( 0.798536 +
(scaled_Month_lag_5*0.553006) + (scaled_Weight_lag_5* -1.07255) +
(scaled_Month_lag_4*0.544498) + (scaled_Weight_lag_4* -0.0535519)
+ (scaled_Month_lag_3* -0.551328) + (scaled_Weight_lag_3* -
0.522757) + (scaled_Month_lag_2* -0.339778) +
(scaled_Weight_lag_2*0.575383) + (scaled_Month_lag_1* -0.234249) +
(scaled_Weight_lag_1* -0.144878) + (scaled_Month_lag_0*0.196874) +
(scaled_Weight_lag_0*0.995367) );
```

```
perceptron_layer_1_output_1 = np.tanh( 0.417673 +
(scaled_Month_lag_5* -0.157348) + (scaled_Weight_lag_5* -1.06566) +
(scaled_Month_lag_4* -0.512885) + (scaled_Weight_lag_4*0.0435803)
+ (scaled_Month_lag_3*0.25763) + (scaled_Weight_lag_3* -1.10689) +
(scaled_Month_lag_2*0.177201) + (scaled_Weight_lag_2* -0.120003) +
(scaled_Month_lag_1*0.309697) + (scaled_Weight_lag_1* -0.909616) +
(scaled_Month_lag_0*0.489999) + (scaled_Weight_lag_0* -0.126078) );
```

```
perceptron_layer_1_output_2 = np.tanh( -0.961351 +
(scaled_Month_lag_5*0.0747491) + (scaled_Weight_lag_5*0.230181) +
(scaled_Month_lag_4* -0.415633) + (scaled_Weight_lag_4* -0.716826)
+ (scaled_Month_lag_3*0.209559) + (scaled_Weight_lag_3*0.718664) +
(scaled_Month_lag_2* -0.698633) + (scaled_Weight_lag_2*0.167929) +
(scaled_Month_lag_1*0.512754) + (scaled_Weight_lag_1* -0.0234485)
+ (scaled_Month_lag_0* -0.7995) + (scaled_Weight_lag_0*1.05748) );
```

```
perceptron_layer_2_output_0 = ( 0.420606 +
(perceptron_layer_1_output_0*0.510444) +
```

$(\text{perceptron_layer_1_output_1} * -0.304857) +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_2} * 1.04174));$
 $\text{perceptron_layer_2_output_1} = (-0.0888004 +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_0} * 0.310125) +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_1} * -0.58758) +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_2} * -0.0484782));$
 $\text{perceptron_layer_2_output_2} = (0.0788922 +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_0} * 0.630673) +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_1} * -0.767903) +$
 $(\text{perceptron_layer_1_output_2} * 0.112806));$

$\text{unscaling_layer_output_0} = \text{perceptron_layer_2_output_0} * 777.7139$
 $893 + 2486.679932;$

$\text{unscaling_layer_output_1} = \text{perceptron_layer_2_output_1} * 767.7800$
 $293 + 2472.040039;$

$\text{unscaling_layer_output_2} = \text{perceptron_layer_2_output_2} * 785.6119$
 $995 + 2449.02002;$

$\text{Weight_ahead_1} = \text{max}(821.6229858,$
 $\text{unscaling_layer_output_0});$

$\text{Weight_ahead_1} = \text{min}(4055.050049,$
 $\text{unscaling_layer_output_0});$

$\text{Weight_ahead_2} = \text{max}(821.6229858,$
 $\text{unscaling_layer_output_1});$

$\text{Weight_ahead_2} = \text{min}(4055.050049,$
 $\text{unscaling_layer_output_1});$

```
Weight_ahead_3 = max(821.6229858,  
unscaling_layer_output_2);
```

```
Weight_ahead_3 = min(4055.050049,  
unscaling_layer_output_2);
```

```
out = [None]*3
```

```
out[0] = Weight_ahead_1
```

```
out[1] = Weight_ahead_2
```

```
out[2] = Weight_ahead_3
```

```
return out;
```

```
def main (self):
```

```
default_val = 3.1416
```

```
inputs = [None]*12
```

```
Month_lag_5 = default_val #Change this value
```

```
inputs[0] = Month_lag_5
```

```
Weight_lag_5 = default_val #Change this value
```

```
inputs[1] = Weight_lag_5
```

```
Month_lag_4 = default_val #Change this value
```

```
inputs[2] = Month_lag_4
```

```
Weight_lag_4 = default_val #Change this value
```

```
inputs[3] = Weight_lag_4
```

```
Month_lag_3 = default_val #Change this value  
inputs[4] = Month_lag_3
```

```
Weight_lag_3 = default_val #Change this value  
inputs[5] = Weight_lag_3
```

```
Month_lag_2 = default_val #Change this value  
inputs[6] = Month_lag_2
```

```
Weight_lag_2 = default_val #Change this value  
inputs[7] = Weight_lag_2
```

```
Month_lag_1 = default_val #Change this value  
inputs[8] = Month_lag_1
```

```
Weight_lag_1 = default_val #Change this value  
inputs[9] = Weight_lag_1
```

```
Month_lag_0 = default_val #Change this value  
inputs[10] = Month_lag_0
```

```
Weight_lag_0 = default_val #Change this value  
inputs[11] = Weight_lag_0
```

```
outputs = NeuralNetwork.calculate_outputs(self, inputs)
```

```
print("\nThese are your outputs:\n")
```

```
print( "\t Weight_ahead_1:" + str(outputs[0]) + "\n" )
```

```
print( "\t Weight_ ahead_2:" + str(outputs[1]) + "\n" )  
print( "\t Weight_ ahead_3:" + str(outputs[2]) + "\n" )
```

```
nn = NeuralNetwork()  
nn.main()
```