

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ БУДІВЕЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ

Михайло Семків¹, Любомир Чирун², Мирослава Бублик¹, Марина Шевченко³, Софія Чирун¹

¹ Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж, Львів, Україна

² Львівський національний університет імені Івана Франка,
кафедра прикладної математики, Львів, Україна

³ Університет Оснабрюка, кафедра міжнародної економічної політики,
Оснабрюк, Німеччина,

E-mail: mykhailo.semktiv.mitup.2022@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-4360-9003

E-mail: Lyubomyr.Chyrun@lnu.edu.ua, ORCID: 0000-0002-9448-1751

E-mail: Myroslava.I.Bublyk@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-2403-0784

E-mail: mshevchenko@uni-osnabrueck.de, ORCID: 0000-0003-2165-9907

E-mail: sofia.chyrun.sa.2022@lpnu.ua, ORCID: 0000-0002-2829-0164

© Семків М. І., Бублик М. І., Чирун Л. В., Шевченко М. М., Чирун С. Л., 2023

Мета виконання роботи – аналіз особливостей проєктування та розроблення інформаційної системи. **Об’єкт дослідження** – процес системи прогнозування продажів будівельних матеріалів. **Предмет дослідження** – методи та засоби процесу прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів. Відповідно до напрацювань та розрахунків, наведених у статті, а саме аналізу програмних продуктів-аналогів та інформації про предметну область, виконано системний аналіз об’єкта та вибір технологічних засобів розроблення загальної структури типової інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі.

Ключові слова: прогнозування; продажі; прогнозування продажів; інформаційна система.

Вступ

Планування обсягів і структури продажу продукції є вихідним пунктом планування всієї системи фінансово-господарської діяльності підприємства [1]. Тактичне планування починається із визначення обсягів продажу. На основі плану продажу на підприємстві планують виробничу програму, своєчасну підготовку сировини, матеріалів, компонентів, інструментів, обладнання для виробництва та створення необхідних виробничих запасів [2]. Для того, щоб не втратити свою конкурентну позицію, підприємство повинно ретельно передбачити потреби ринку та планувати перспективні продажі щонайменше на два – три роки [3]. Це дає змогу передбачити в стратегічному плані всі етапи виробничого процесу, починаючи із розроблення проєкту, технічного процесу виробництва, експериментальної роботи та закінчення запуску продуктів у виробництво, із урахуванням ринку разом із новими проєктами за допомогою його реклами та підтримки сервісів [4]. Якщо розглянути систему прогнозування обсягів продажу будівельних матеріалів з погляду її прийняття на ринку інформаційних технологій, то можна погодитися з тим, що система зможе досягти зростання попиту й здобути свою частину ринку завдяки хорошій маркетинговій кампанії [5].

На невеличких підприємствах ця система завжди буде корисна, бо навіть приблизні прогнози забезпечують розуміння і уявлення майбутньої ситуації [6]. Основними замовниками стануть великі підприємства, фабрики, які зможуть інвестувати в програму гроші та знання.

Постановка проблеми

Здійснивши поглиблений аналіз ринку програмного забезпечення та оцінивши всі перспективи його розвитку в майбутньому, можливо впевнено стверджувати, що ІТ технології та інструменти прогнозування стрімко розвиватимуться [7–9]. Звідси очевидний висновок, що інформаційну систему прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику варто втілювати в життя, очікуючи мінімальних ризиків падіння ринку ПЗ. Найближчим аналогом нашого продукту на ринку можна вважати систему прогнозування Pipedrive. За інформацією із зовнішніх джерел та аналітики, цей продукт вважають найперспективнішим і найпопулярнішим на ринку. Сам інструмент дає можливість доволі точно оцінювати ризики і прогнозувати приблизні обсяги продажів на наступні квартали з гнучкими налаштуваннями алгоритму прогнозу. Користувачами цього інструменту, як зазначено вище, будуть великі підприємства, малий і великий бізнес, в складі яких буде понад 100 робітників. Цей інструмент має інтуїтивний користувацький інтерфейс, зручну систему налаштувань та надання даних для прогнозу. Також інструмент допомагає у вирішенні складних питань. Якщо проглянути мережеві ресурси у пошуках конкурентів, то їх буде зовсім небагато: програма прогнозу Novo forcast, система прогнозування продажів Forecast PRO, вищезгаданий інструмент прогнозування Pipedrive. Враховуючи всі їхні переваги, наша інформаційна система у результаті буде найкращим і найвигіднішим вибором для клієнтів. Наведені вище аргументи засвідчують доцільність проектування і створення інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику, яка завдяки зручному інтерфейсу й унікальному алгоритму прогнозування буде рентабельною, перспективною і затребуваною у широких колах підприємців і менеджерів.

Мета роботи – аналіз особливостей розроблення інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику з використанням нейронної мережі та бібліотеки Tensor flow. Основні завдання дослідження:

1. Проаналізувати відомі ресурси із зазначеної предметної галузі.
2. Здійснити системний аналіз об'єкта дослідження.
3. Вибрати засоби та методи для проектування інформаційної системи.
4. Проаналізувати особливості створення інформаційної системи та її тестування.

Об'єкт дослідження – процес прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів. Предмет дослідження – методи та засоби прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів. Практична цінність роботи полягає у створенні системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів, що надає засоби із визначення:

- приблизного прогнозу на попит товарної пропозиції;
- можливого попиту споживачів на відповідні товари, що допоможе зменшити витрати і мінімізувати надлишки.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Перспективність функціонування бізнесу в напрямі здійснення продажів ґрунтується на результатах прогнозування [6–9]. Науковці, які вивчають цю проблему, трактують її по-різному. Частина вважає, що прогнозування здійснюється через побудову та аналіз графіків і діаграм продажів товарів/послуг [10, 11]. Деякі вчені розуміють прогнозування продажів як оцінювання обсягу продажів (у грошових одиницях або одиницях продукції), якого окрема фірма очікує досягти протягом певного періоду на конкретному ринку, та запропонований маркетинговий план. Прогнозування продажів у майбутньому є визначенням обсягів у кількісному або фінансовому

вираженні на певний часовий період. Ці визначення містять елементи підміни поняття прогнозування та планування збуту. Щоб визначити сутність прогнозування збуту, необхідно з'ясувати, у чому суть концепту. Вважатимемо, що прогнозування – це процес передбачення з урахуванням аналізу минулого та теперішнього стану вибраного об'єкта чи явища, систематичної оцінки інформації про його якісні та кількісні характеристики в майбутньому. Крім того, потрібно урахувати, що прогнозування збуту є науково обґрунтованим процесом [12–18]. Беручи до уваги сутність прогнозування загалом та наведені міркування, можна запропонувати таке визначення прогнозування збуту: прогнозування збуту – це науково обґрунтований імовірнісний процес прогнозування на майбутній період реалізації товарів, що здійснюється на основі відповідної інформації за минулі роки з урахуванням змін та факторів, які впливають на його результат. Основною метою прогнозування є визначення обсягу продажів у майбутньому, який є найефективнішим для підприємства. Відповідно, підприємство зможе розподіляти свої ресурси так, щоб досягти відповідних показників. Результатом такого дослідження є розроблений прогноз продажів на майбутнє. Отже, прогнозування – це передбачення вартості продажів на майбутнє, а прогноз – кількісний результат цього процесу. Тобто “прогнозування” і “прогноз”, які часто вживають як синоніми, взаємопов'язані. Для глибокого розуміння прогнозування збуту потрібно розкрити його основні ознаки, а саме: прогнозування ґрунтується на реальних умовах діяльності фірми на ринку, факторах, що впливають на вартість прогнозу; містить елементи ймовірності, які впливають на майбутні ситуації. Тому прогнози можуть слугувати показниками для зміни обсягу виготовлення і зіставлення їх із реальними розмірами продажів; під час розроблення прогнозу не ставлять завдання його деталізації; прогноз багатоваріантний. Розглядаючи сутність прогнозування, треба пам'ятати про відмінності в таких поняттях, як прогноз збуту та план збуту та потенційний і прогнозований обсяг продажів. Прогноз продажів – це обсяг, якого можна досягти за певних умов або подій. План продажів – кількість товарів, які будуть продані після виконання певних дій. Значення прогнозу використовують, складаючи плану збут, уточнюючи його значення в цьому процесі. Прогноз збуту є первинним, а план збуту – другорядним, залежно від результатів прогнозу. Кількісно може бути кілька прогнозів і один план. Як зазначено вище, необхідно також розрізняти потенційні та прогнозовані продажі. Ототожнення цих понять, яке іноді відзначається, ґрунтується на тому, що вони обидва розроблені на певний віддалений період.

Потенційна вартість продажу – це той обсяг, який буде досягнутий за найсприятливіших умов на підприємстві. Водночас прогнозовані продажі основані на умовах, які реально діятимуть у відповідний період часу. Тому величина прогнозу продажів, як правило, менша за потенційні продажі. Важливу роль у маркетинговій діяльності компанії відіграють прогнози збуту. Вони необхідні для організації нормальної роботи не тільки відділу маркетингу (відділу збуту), але й інших функціональних підрозділів [19–27]. Прогнозуючи продажі, потрібно визначити їх предмет і форму. Предметом прогнозування є: збут товарів підприємством; обсяг споживання товару покупцями [28–33]. У першому випадку прогнозуванню підлягає можливість реалізації товару виробником.

На практиці є безліч підходів до прогнозування, але програмних продуктів, що дають змогу виконати автоматизований прогноз продажів, не так багато [34–42]. Переважно ці рішення призначені для великого та середнього бізнесу, коштують доволі дорого для підприємців, бізнес яких невеликий. Серед таких рішень – Autobox, ForeCAST Pro, Korus I Forecast та інші, що надають широкий інструментарій, який враховує велику кількість товарних позицій, сезонність, містить багато реалізованих статистичних методів. Усі вони підтримують імпорт даних у табличних форматах. Існує також програмне рішення STATISTICA, яке містить широкі функції з прогнозування, зокрема за допомогою таких сучасних інструментів, як нейронні мережі. На рис. 1 зображено головний екран та інтерфейс програми STATISTICA [43].

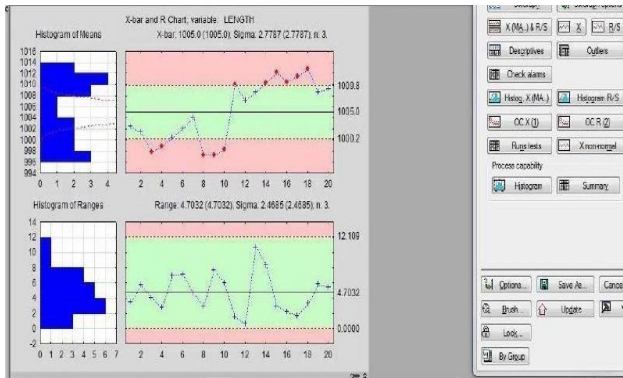


Рис. 1. Головне вікно STATISTICA

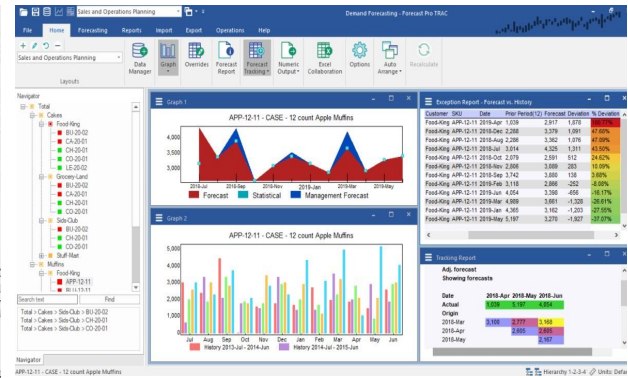


Рис. 2. Користувацький інтерфейс ForeCAST Pro

STATISTICA є продуктом із високого цінового сегмента, а тому може стати невиправдано дорогим продуктом для підприємств малого бізнесу. Крім того, інтерфейс англійською мовою з великою кількістю надбудов важкий для розуміння.

Окрема категорія інформаційних систем – це системи управління ланцюжками поставок. Це категорії експертних систем для величезного асортименту, який схильний до активних змін і дає змогу будувати прогнози моделі. Одна із популярних систем “1 С:Підприємство. Управління виробничим підприємством” теж підходить для малого, середнього та великого бізнесу своїм функціоналом та дає можливість будувати прогнози звіти для підприємства та підрозділів, що потребують великої кількості аналітичних досліджень. У системі “1 С:Підприємство” існує невеликий, але доволі сучасний пакет аналітичних функцій, які дозволяють побудувати власний прогноз. Оскільки ця система дуже поширена, то невеликим підприємствам хоча б з одним айтшником у штаті цілком доцільно використовувати ці функції. До продуктів високого класу прогнозування також належать Korus Forecast і ForeCAST Pro. Інтерфейс першого можна розглянути на рис. 2 [44].

Korus forecast від “КОРУС Консалтинг” є хмарним сервісом для прогнозування попиту. На офіційному сайті заявлено можливості цього продукту, який надає пакет налаштованих аналітичних звітів, що дають змогу в режимі реального часу відстежувати стан найважливіших показників за прогнозом та логістикою: звіт щодо оцінювання прогнозу на будь-якому рівні деталізації географічної та товарної ієрархії; звіт, що показує помилки прогнозування та причини їх виникнення, звіт про рівень обслуговування процесу відносно всієї бізнес-картини, з деталізацією до однієї бізнес-одиниці, таких як магазин, облік обігу товарів і грошей, який допоможе знайти потрібну інформацію у реальному часі, звіт щодо ефективності промоакцій; звіт з неліквідних запасів, діаграма розсіювання у разі відсутності товару на полиці за категоріями, магазинів, діаграма розсіювання за оборотністю та товарним запасом.

Novo Forecast – програма, що автоматично аналізує тимчасові ряди, підбирає модель прогнозування та розраховує прогноз для різних ступенів складності, щодо клієнтів, товарних категорій, товарів за місяцями, за днями. Для підбирання моделей використовують алгоритми машинного навчання та бібліотеку із 3000+ комбінацій прогнозних моделей. Підбір моделей відбувається у кожному розрахунковому циклі. Алгоритми машинного навчання адаптуються до специфіки даних та підтримують максимальну якість прогнозів. На офіційному сайті стверджується, що прогноз регулярно автоматично коригується факторами. Коригування прогнозу відбувається за розкладом та з частотою, яку встановив клієнт. Для коригування використовують узгоджені фактори із інтерфейсу Novo Forecast Enterprise або інших джерел. На рис. 3 зображено інтерфейс програми Novo Forecast [45].

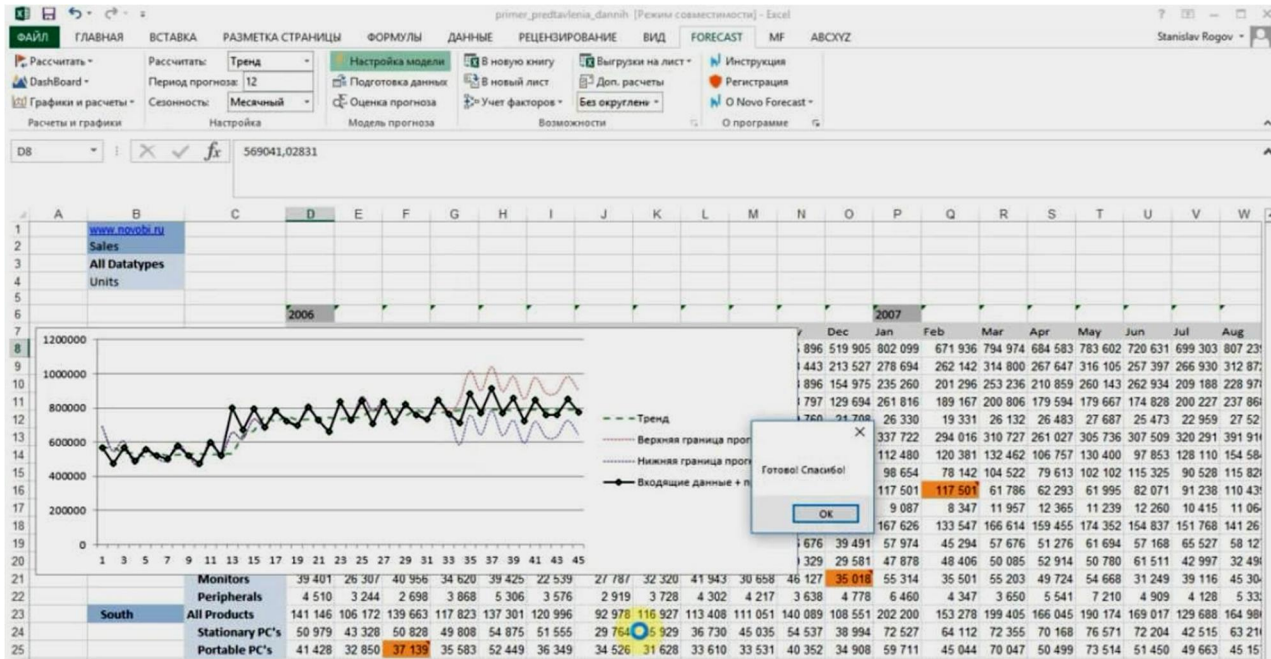


Рис. 3. Користувацький інтерфейс Novo Forecast

Більшість малих та середніх компаній користуються пакетом MS Office Excel. Цей пакет надає величезні аналітичні можливості, містить основні статистичні методи, дає змогу реалізувати будь-яку аналітичну модель вручну, візуалізувати дані, побудувати звіт. Цей інструмент дуже популярний і досвід роботи в ньому вже має чимало людей. Однак для побудови складних методів необхідні досвід використання математичних інструментів та багато часу.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця систем розглянутих програм

	Назви програм	Statistica	1:C	Korus forecast	ForeCAST Pro	Novo Forecast
Можливості програм						
Нейронні мережі		так	ні	так	так	так
Прогнозні звіти		ні	так	так	так	ні
Корекція факторами		ні	ні	так	ні	ні
Управління залишками товару		ні	ні	так	так	так
Управління торговим маркетингом		ні	ні	ні	ні	так
Аналітика в режимі реального часу		ні	ні	так	так	так

Формулювання мети дослідження

Для прогнозування розвитку технологій, науки, а також для грамотного визначення цілей, як професійних, так і особистих, як правило, використовують метод дерева цілей. Найважливішою частиною побудови дерева цілей є логічне мислення, яке має бути пов'язане з теорією обмежень. Всі компоненти цього дерева сполучені логічними зв'язками. На вершині цього дерева – найважливіша ціль.

На нижньому рівні – основні цілі, необхідні для досягнення спільної мети або місії. Не виконавши всі цілі або не завершивши хоча б одну, ми можемо не досягти основної цілі. Щоб побудувати дерево цілей, потрібно застосувати властивості співвідносної важливості та підпорядкованості зі швидким розгортанням.

Дерево цілей інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі зображено на рис. 4. Основною ціллю є “Створення інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на онлайн торговельному майданчику на основі використання нейронної мережі”. Щоб досягти цієї цілі, потрібно розділити її на три підцілі: “Збирання необхідних даних для прогнозу”, “Проектування”, “Розрахунок прогнозу продажів”. Кожну із цих цілей необхідно розділити на підцілі. Для того щоб досягти підцілі “Збирання необхідних даних для прогнозу”, потрібно виконати аналіз конкурентів, а для цього потрібно створити базу даних з такою інформацією. Також для отримання прогнозу необхідно аналізувати попит ринку та зовнішні фактори, такі як пора року тощо. Підціль “Проектування” означає дизайн інтерфейсу користувача. Дизайн є невід’ємною частиною створення інформаційної системи, це перше, з чим стикаються користувачі під час використання інформаційної системи. Дизайн інтерфейсу користувача необхідний для того, щоб користувачі, незалежно від віку та навичок, могли легко знаходити та отримувати потрібну інформацію.

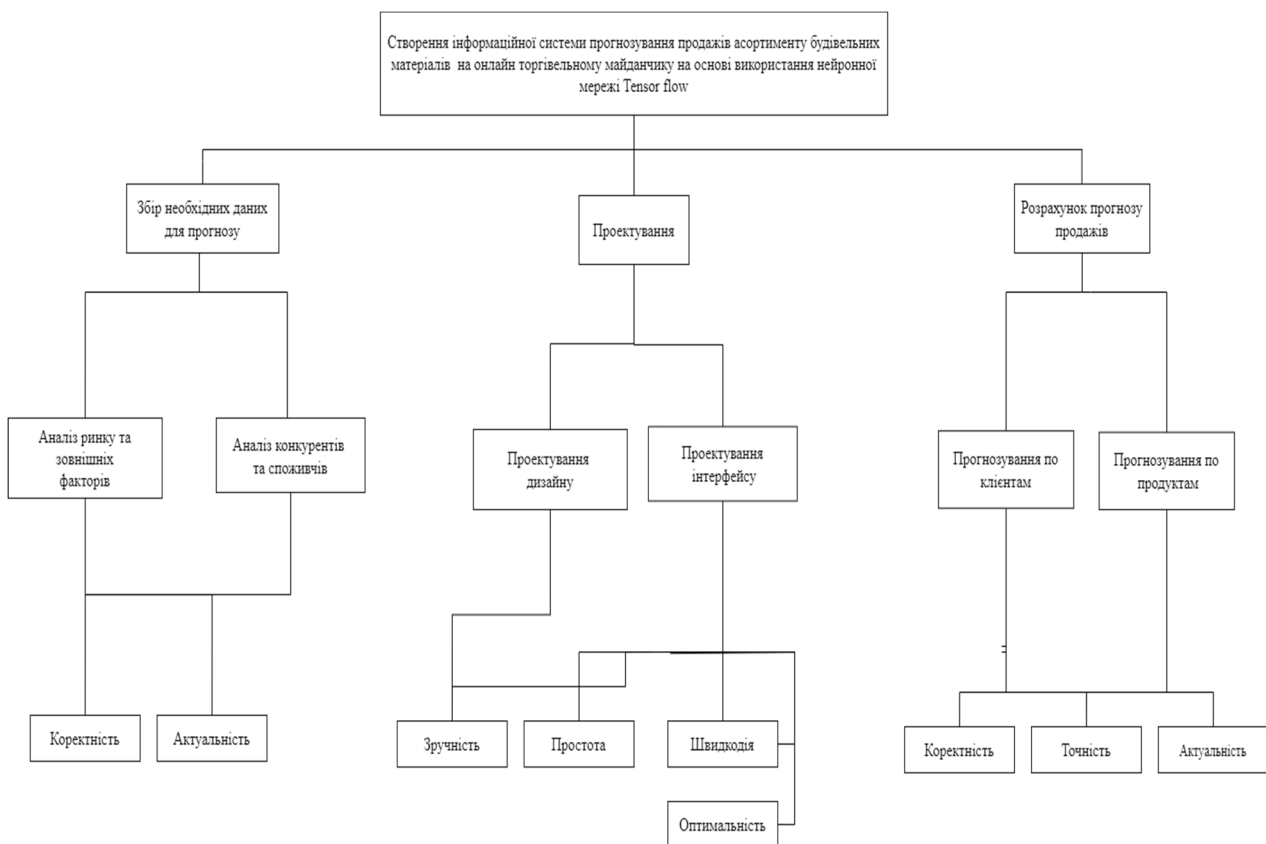


Рис. 4. Дерево цілей системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів

Підціль “Розрахунок прогнозу продажів” надає результат прогнозу продажів. Вона містить такі важливі підцілі, як: “Прогнозування за продуктами”, “Прогнозування за клієнтами”. Завдяки всім доступним даним створюється загальна картина, яка дає прогнози стосовно продажів будівельних матеріалів. Саме на основі цих даних будують звіт та впроваджують засоби для планування закупок і виробництва товарів. Як альтернативи вибрані інші системи, такі як:

- інформаційно-пошукова система – це система, яка дає змогу здійснювати прогноз для товару, який ми знайдемо через пошукове поле;
- інформаційно-аналітична система – це система, яка дає можливість опрацювати дані через аналітичну призму і з використанням інших експертних систем та баз знань;
- інформаційно-довідкова система – це система, що надає дані за спеціальним запитом.

За допомогою методу аналітичної ієрархії, використовуючи дерево цілей та множину альтернативних варіантів, вибрано найкращий варіант побудови проекрованої інформаційної системи [46–48]. Для використання цього системного методу визначено загальну мету: “Вибрати тип системи для проектування”, де також встановлено два фактори: “Взаємодія зі статистичними даними” (F1) та “Взаємодія з математичними моделями” (F2). До першого фактора належать такі критерії: “Аналіз конкурентів та споживачів” (K1), “Аналіз ринку та зовнішніх факторів” (K2). До другого ж фактора – такі критерії: “Прогнозування за продуктами” (K3) та “Прогнозування за клієнтами” (K4). Згенеровано такі альтернативні варіанти побудови системи: “Інформаційно-аналітична система” (A1) “Інформаційно-пошукова система” (A2) та “Інформаційно-довідкова система” (A3). На рис. 5 наведено графічне подання ієрархічної системи факторів, критеріїв.



Рис. 5. Ієрархія та альтернативи типів системи

Тепер завдання полягає у знаходженні найкращої альтернативи типу проекрованої системи серед набору альтернатив A1-A3. Використовуючи метод попарних порівнянь елементів ієрархії, побудували матриці парних порівнянь. Матриця M1, наведена в табл. 2, свідчить про найбільший вплив фактора F2.

Таблиця 2

Матриця M1

M1 – Lmax = 2.0	F 1	F 2	W1
F 1	1	1/2	0,333
F 2	2	1	0,667

Для кожного фактора побудовано власну матрицю впливу критеріїв на цей фактор, що подано в табл. 3. Матриці попарних порівнянь альтернатив наведено у табл. 4.

Таблиця 3

Матриці М2-М3

	К 1	К 2	К 3	К 4	W2
M2-Lmax = 4,314					
К 1	1	2	1/2	1	0,257
К 2	1/2	1	1	2	0,257
К 3	2	1	1		0,286
К 4	1	1/2	1	1	0,2
M3-Lmax = 4,314					
К 1	1	1	1	2	0,286
К 2	1/2	1	1	1/2	0,2
К 3	1	2	1	1/2	0,257
К 4	1/2	1	2	1	0,257

Таблиця 4

Матриці К1-К5

	A 1	A 2	A 3	W 5
K2 Lmax = 3,053				
A 1	1	2	1	0,421
A 2	1/2	□	1	0,263
A 3	1	1	1	0,316
K3 Lmax = 3,92				
A 1	1	3	4	0,539
A 2	1/4	1	4	0,36
A 3	1/3	1/3		0,101
K4 Lmax = 3,003				
A 1	1	4	5	0,692
A 2	1/4	1	1	0,156
A 3	1/5	1	1	0,152
K5 Lmax = 3,015				
A 1	1	3	2	0,554
A 2	1/3	1	1	0,215
A 3	1/2	1	1	0,231

Таблиця 5

Значення вектора пріоритетів

Альтернатива	Значення елемента вектора	Пріоритет
A1 – Інформаційно-аналітична система	0,55	1
A2 – Інформаційно-пошукова система	0,24	2
A3 – Інформаційно-довідкова система	0,2	3

Послідовно визначаємо вектор пріоритетів альтернатив, наявних на кожному рівні ієрархії. Розрахунок векторів пріоритету здійснюється у напрямку від нижніх рівнів до верхніх з урахуванням специфічних взаємозв'язків між елементами, що належать до різних рівнів. Розрахунок виконують, помноживши відповідні вектори і матриці. Результуючі вектори пріоритетів альтернатив для розглянутої ієрархії та її значень наведено у табл. 5. Отже, як видно з табл. 5, найкращою альтернативою із варіантів для побудови проекрованої системи виявилася альтернатива А1 “Інформаційно-аналітична система”.

Виклад основного матеріалу

Контекстна діаграма – це уявлення про взаємозв'язок між даними та бізнесом. Діаграма містить три елементи, ураховуючи потоки даних, процеси та зовнішні об'єкти. Існують два принципи в системному аналізі, такі як детальна та рівнева організація. Для вирішення завдань системного аналізу достатньо володіти знаннями предметної області та добре розуміти принципи.

Для поділу процесу на функціональні блоки (підпроцеси), а також декомпозиції, що вимагає детальних процесів, необхідно застосувати ці принципи. Уточнення здійснюються в ієрархії. Для аналізу цих процесів, дотримуючись певних правил, виконують поділ у вигляді графіка. IDEF (Визначення інтеграції) – це сукупність усіх стандартизованих методів, які використовують для інформаційного моделювання бізнес-процесів, об'єктів та вдосконалення цих бізнес-процесів. Сім'я методів IDEF: IDEF0: для моделювання функцій (мета: опис); IDEF1: для інформаційного моделювання. (мета: опис); IDEF1x: для моделювання даних (мета: дизайн); IDEF3: для моделювання процесів (мета: опис); IDEF4: для об'єктно-орієнтованого дизайну (мета: дизайн); IDEF5: для захоплення опису онтології (мета: опис). IDEF0 моделює рішення, дії та діяльність організації чи системи, щоб передати функціональну перспективу системи. Моделі IDEF0 створюються як одне з перших завдань розроблення системи, оскільки описують: які функції виконуються, що потрібно для виконання цих функцій. IDEF0 випустила в 1993 р. Лабораторія комп'ютерних систем Національного інституту стандартів і технологій як стандарт для моделювання функцій. Ця модель виявилась ефективною у деталізації системних дій. Конкретність в часі та логіку прийняття рішень можуть забезпечити моделі IDEF0. Моделі IDEF0 прості у використанні для моделювання послідовних дій, вони забезпечують конкретність часу та логіку прийняття рішень. Як правило, контекстну діаграму створюють, щоб допомогти описати всю систему та її зв'язок зі світом. Після цього створюють діаграму декомпозиції, тут система вже розділена на підсистеми із окремим описом. Ці підсистеми можна розділити на ще менші, доки не буде досягнуто необхідного рівня деталізації.

Схему потоку даних можна подати для представлення системи різних рівнів абстракції. У цій діаграмі є рівні: 0,1,2 і більше рівнів. DFD 0-рівня – це добре відома контекстна діаграма, яка представляє систему та її зв'язок із зовнішніми факторами. DFD 1-level – тут контекстна діаграма, поділена на кілька процесів, а також виділені основні функції, розподілені підпроцеси. DFD 2-рівня – на цьому рівні записують конкретні деталі для функціонування всієї системи. Цей рівень найдетальніший. DFD – це хороший спосіб структурувати своє мислення, щоб побачити всі необхідні компоненти для роботи системи. Багато аналітиків брали участь у розробленні методології DFD, зокрема Е. Юрдон, який є автором одного з перших графічних позначень DFD. Сьогодні найпоширеніша так звана нотація GeneSarson (GeneSarson).

AllFusion Process Modeler буде використовуватися для розроблення діаграми IDEF0, яка дасть змогу проєктувати інформаційні системи, розробляти їх та керувати ними. AllFusion Process Modeler BPWin – це стандартне і нескладне у використанні програмне забезпечення, призначене для моделювання процесів, що допомагає користувачам розробляти та документувати свої бізнес-процеси. Інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс допомагає швидко і легко навчатися. Такий інтерфейс дає можливість зосередитися на аналізі предметної області, не відволікаючись на вивчення інструментів. Інтерактивне виділення об'єктів забезпечує постійний візуальний зворотний зв'язок під час побудови моделі [13–15]. BRwin підтримує кількість посилань на цілісність, запобігаючи ідентифікації неправильних зв'язків і забезпечуючи узгодженість зв'язків між об'єктами моделювання. Створимо IDEF0 контекстну діаграму для інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow. На рис. 6 зображено контекстну діаграму, яка показує проєктовану інформаційну систему, що містить головний процес “Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів”, а також запити користувачів системи.



Рис. 6. Контекстна діаграма "Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів"

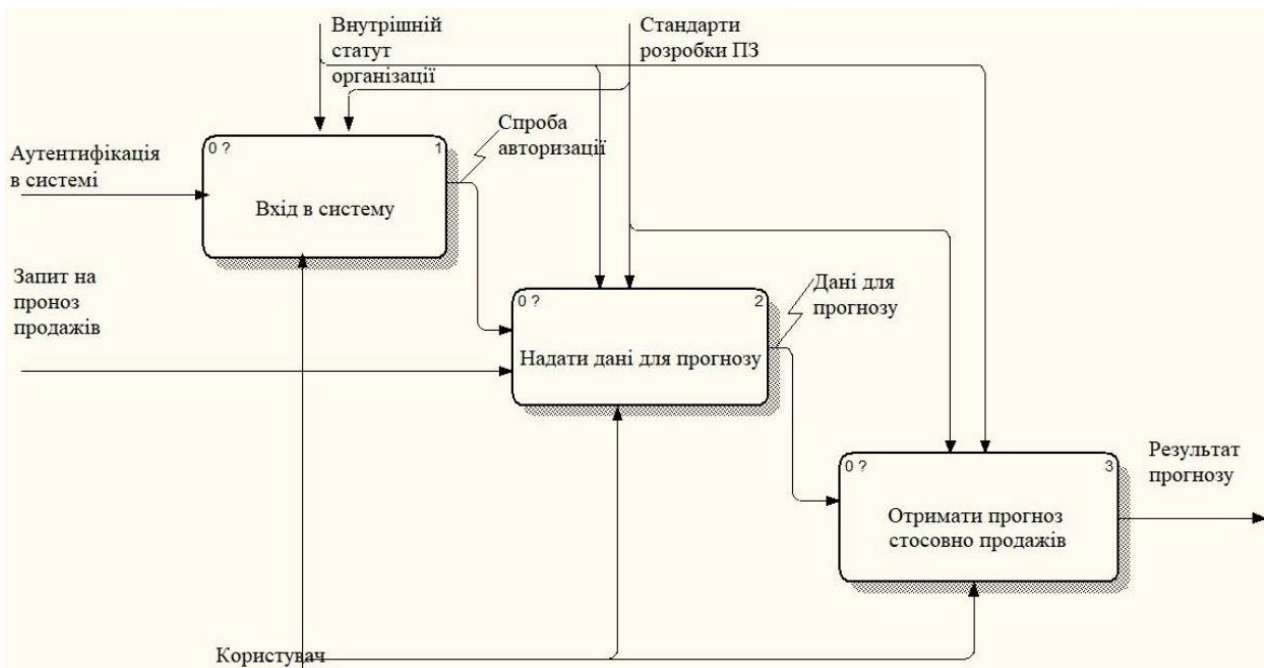


Рис. 7. Діаграма декомпозиції "Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів"

Декомпозиція основного процесу – наступний крок після створення контекстної діаграми. Тут потрібно зберегти всі порядкові номери в ієрархії, і кожна діаграма на нижньому рівні повинна мати елементи, які будуть пов'язані з елементами в діаграмах на вищих рівнях. Виконаємо діаграму декомпозиції в методології IDEF0 "Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів" (рис. 7). Детальніше повний процес виконання усіх завдань цього проекту зображено на IDEF0. Перший рівень поділу контекстної діаграми на три основні бізнес-процеси: увійти у систему, надіслати дані для прогнозу, отримати прогноз стосовно продажів. Керуючі дані для кожного процесу: внутрішній статут організації та стандарт розроблення програмного забезпечення; вхідні дані: аутифікація у системі. Вихідні дані: результат прогнозу. Створена система має головну діяльність, її основне завдання – робота з користувацькими запитами. Процес "Вхід у систему" (рис. 8) декомпонується на два менші бізнес-функції: ввести дані організації, ввести пароль. Для кожного із цих двох бізнес-процесів керуючими даними є "Стандарт розроблення ПЗ".

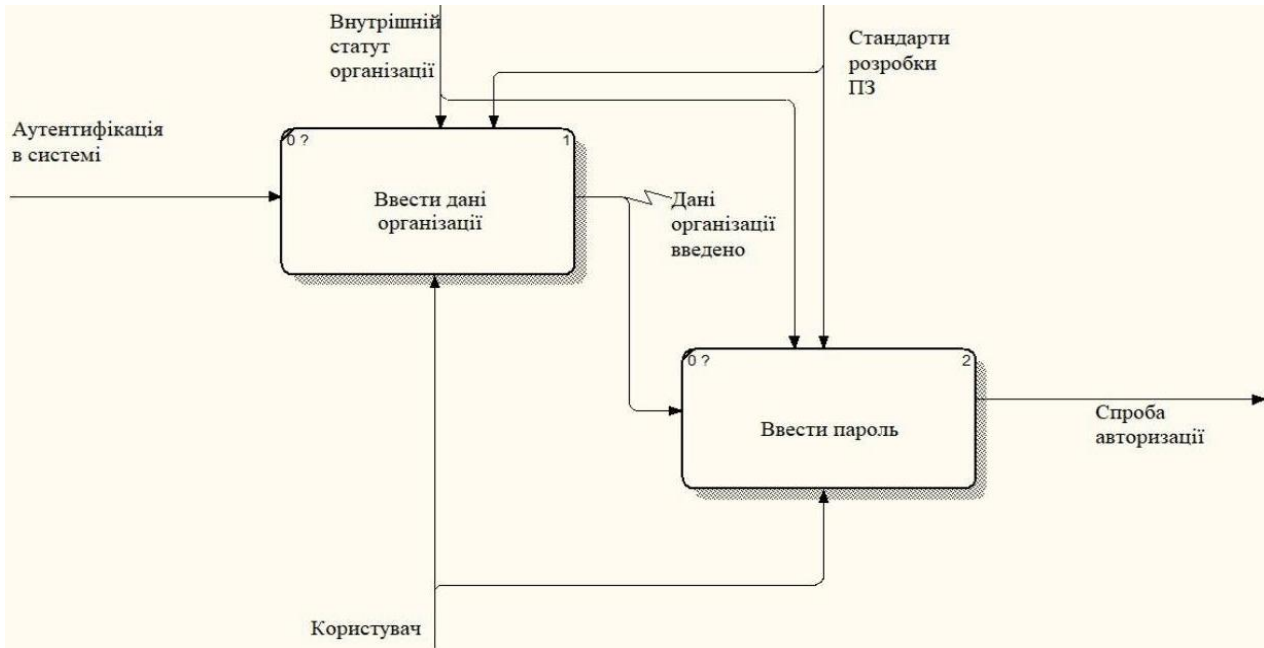


Рис. 8. Діаграма декомпозиції процесу “Вхід у систему”

Процес “Надати дані для прогнозу” (рис. 9) декомпонується на три менші процеси: надати статистичні дані для прогнозу, вибрати часовий інтервал для прогнозу та надіслати дані. Для кожного із цих трьох бізнес-процесів керуючими даними є “Внутрішній статут організації”.

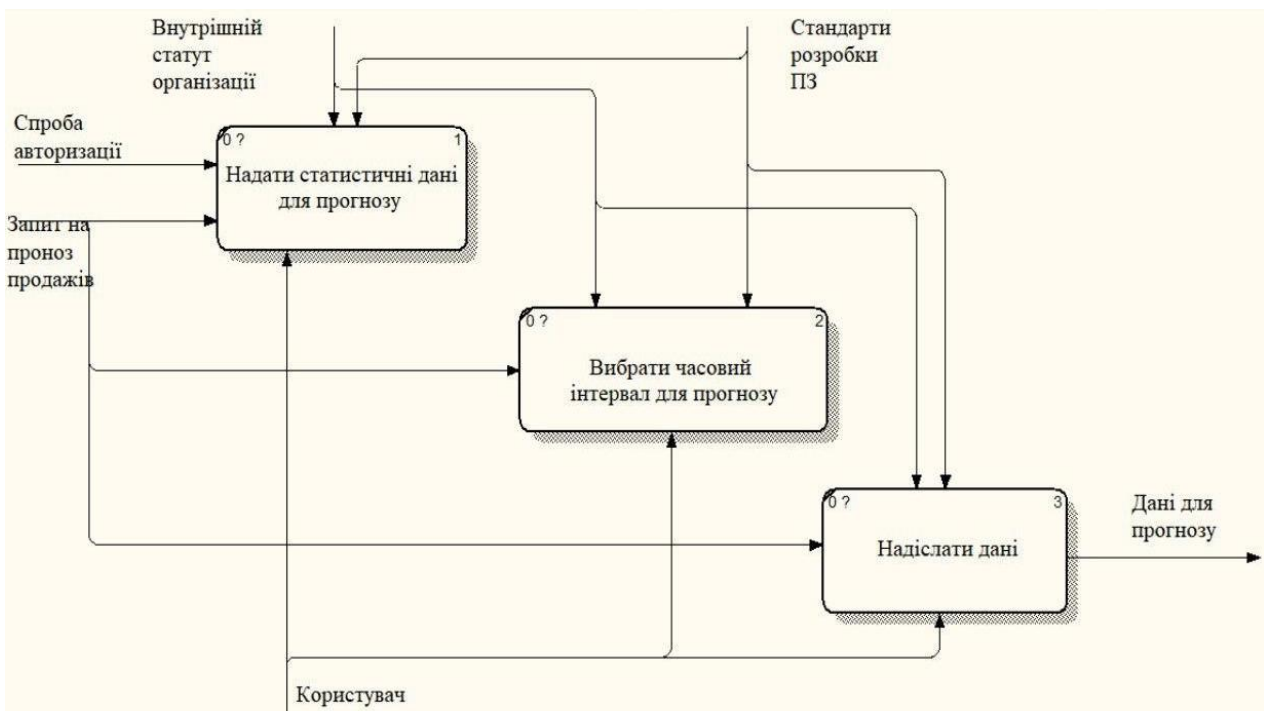


Рис. 9. Діаграма декомпозиції процесу “Зробити запит прогнозу”

Процес “Отримати прогноз стосовно продажів” (рис. 10) декомпонується на дві менші бізнес-функції: аналіз статистичних даних; прогнозування. Для кожного із цих двох бізнес-процесів керуючими даними є “Внутрішній статут організації”.

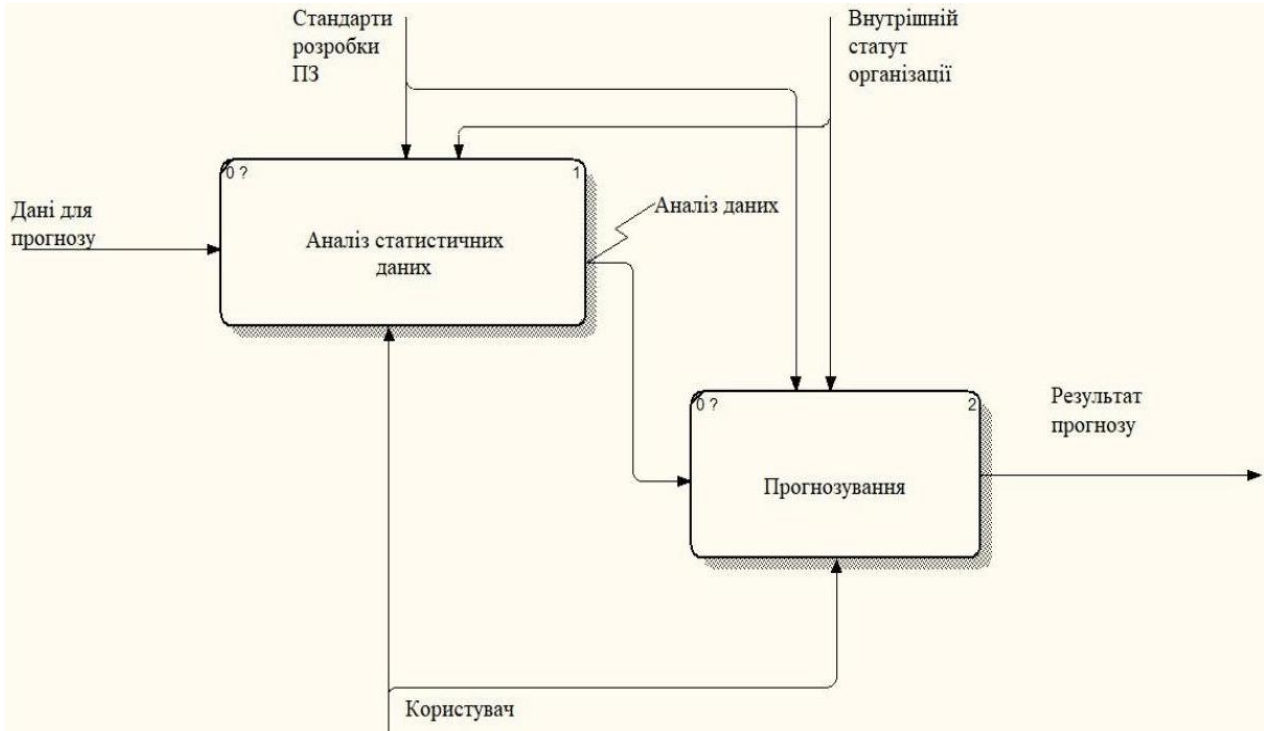


Рис. 10. Діаграма декомпозиції процесу "Отримати прогноз стосовно продажів"

Діаграма дерева – це швидкий спосіб подати послідовність усіх подій. Діаграми, також відомі як дерева ймовірностей або рішень, доволі універсальні й можуть бути корисними в багатьох сферах. Такі діаграми особливо надійні, вони корисні й фіксують всі можливі результати без ускладнень. "Кореневою сутністю" називають перший вузол, з якого бере початок діаграма дерева, дочірні сутності там розходяться. Ця діаграма (рис. 11) починається із вузла "Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів", з розгалуженнями, що ведуть до додаткових вузлів, які представляють взаемовиключні рішення або події. Тоді рішення або подія на цих діаграмах веде до інших вузлів.



Рис. 11. Діаграма дерева "Здійснити прогноз обсягів продажу будівельних матеріалів"

Додаткові рішення або події, що ведуть до третього рівня вузлів, відбуватимуться з цих вторинних вузлів, поки не буде досягнуто висновку. Діаграма зв'язків, також відома як ERD, ER Diagram або ER model, є типом структурної діаграми. ERD містить різні символи та сполучники, які

візуалізують дві важливі частини інформації: основні об'єкти всередині системи та зв'язки між цими об'єктами. Суть ERD – це конкретна річ або концепція у системі, наприклад, особа/роль (наприклад, студент), об'єкт (наприклад, рахунок-фактура), концепція (наприклад, профіль) або подія (наприклад, транзакція).

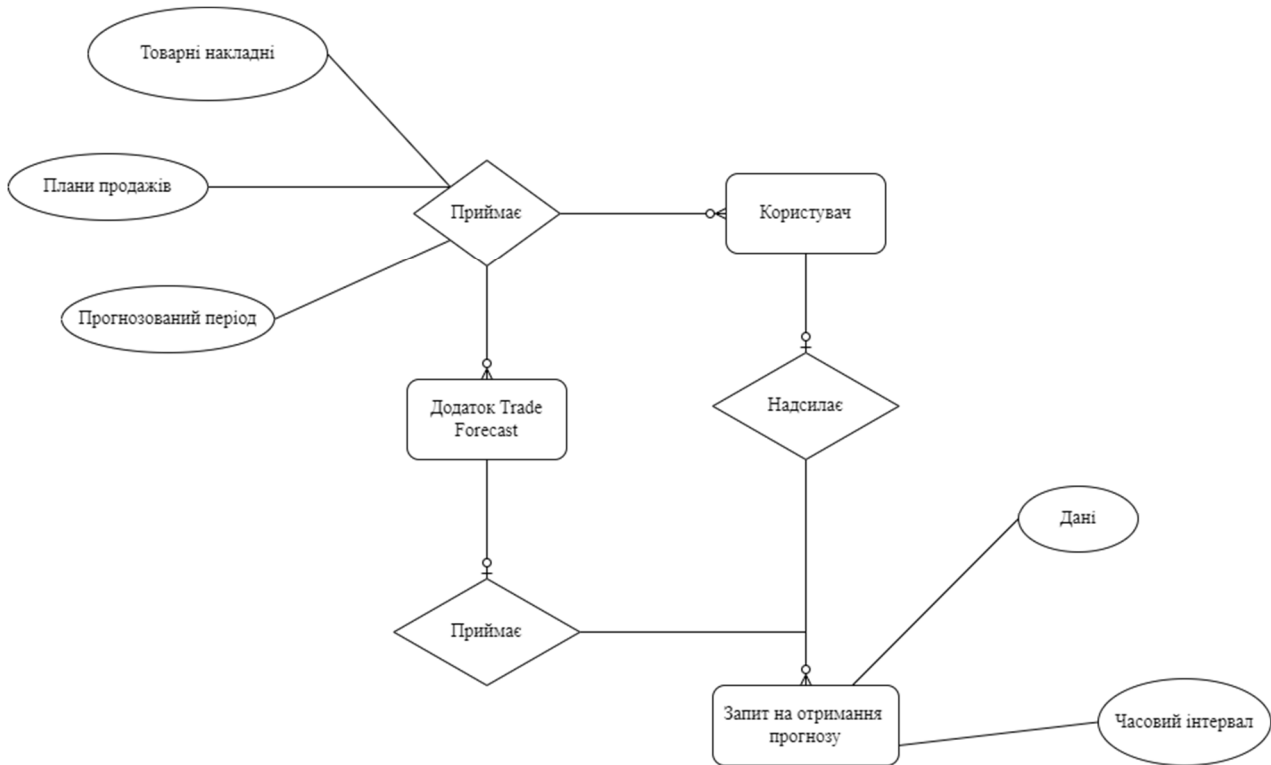


Рис. 12. Діаграма інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі

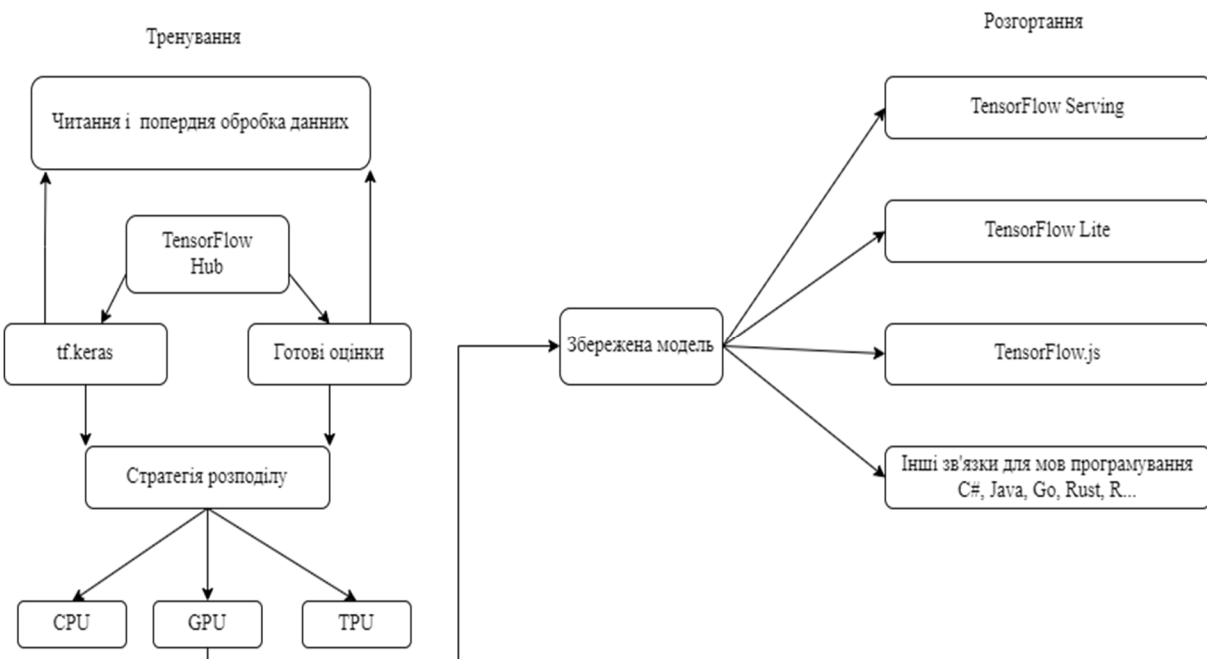


Рис. 13. Схеми роботи Tensor flow 2.0

Ієрархічний аналіз завдань використовують для систематичної деконструкції завдання на окремі етапи. Тут усі завдання нижчих рівнів повинні бути підпорядковані усім завданням вищих рівнів, до того ж усі вони можуть виконуватись окремо один від одного. Задача вважатиметься виконаною, коли усі її підзадачі будуть виконані. Ієрархію задач інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow наведено на рис. 11. Головну мету “Створити інформаційну система прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow” розділено на три підзадачі: “Отримати дані про продаж будівельних матеріалів”, “Внести дані”, “Зробити запит на прогноз”, після чого всі ці підзадачі розділяють на менші задачі.

Розглянувши можливі програмні рішення реалізацій продукту, ми вибрали такі інструменти для імплементації інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow, як вебзастосунок. Найпридатніші технології, які дозволять якісно і швидко втілити MVP версію застосунку, сьогодні такі: Webstrom, HTML, CSS, Bootstrap, Tensor flow, Gulp, JQuery, Javascript [16–26]. На рис. 13 зображено схему роботи та процеси Tensor flow 2.0.

Застосунок має бути доступним – це означає його адаптивність, кросплатформність і максимальне зменшення кількості неполадок і збоїв. Також час від часу необхідно перевіряти, чи не з’являються у користувачів проблеми із застосунком через журнал помилок. Потреби у користувачів виникають протягом поступової роботи у самому застосунку. Користувацький досвід і потреби переростають у пропозиції та коментарі, які можуть змусити повернутися до розроблення застосунку. Часто тільки після набуття певного досвіду розроблення застосунків і користування системою можна зрозуміти, що не все зроблено належно і залишається багато роботи для нормалізації процесів нашої системи. Розроблений продукт завжди має пропонувати вирішення реальних проблем його аудиторії. Застосунок призначений для вирішення реальних завдань користувачів. Через розвиток організації, складність вирішуваних завдань, підвищену обізнаність користувача із можливостями цього програмного забезпечення розроблення створеного програмного забезпечення неминуче. Потреби нових користувачів виникають лише після того, як вони деякий час користуються створеним програмним забезпеченням. Після цього починають вносити пропозиції та зауваження. Поява нових вимог може потребувати перезапуску всього процесу розроблення. Незважаючи на суворе дотримання рекомендацій щодо належної організації розроблення програмного забезпечення, часто лише після розгортання та накопичення певного досвіду користувача програмного забезпечення певні вимоги не задовольняються в повному обсязі, і програму потрібно доопрацювати [21–29].

Таблиця 6

Порівняльна таблиця розглянутих програмних рішень

Назви технічних рішень	Tensor Flow	MLpack	Darkent	CatBoost	Teano	Infet. Net
Можливості рішень						
Модульне API	так	так	так	так	ні	так
Підтримка даних у реальному часі	так	ні	ні	ні	так	так
Моделювання даних	так	ні	так	ні	так	так
Підтримка алгоритму регресії	так	ні	так	ні	так	так
Підтримка алгоритму дерева рішень	так	так	ні	ні	так	так
Підтримка алгоритму кластеризації	ні	ні	так	так	так	так

Пропонований застосунок ми назвали “Trades Forecast”. Прогнозування продажів відбувається на стороні API. Користувач здійснює запит за даними, за якими здійснюється прогноз. Завдяки збірнику проект Gulp і фреймворку Bootstrap можна показувати результати тренувань моделі,

результати передбачень і вибирати налаштування тренувань тощо. Завдяки вже наявним API і готовим дата-сетам відбувається тренування моделі, результати якого можна буде перевірити. Потенційно існують можливості створення для бек-енд частини застосунку, щоб мати змогу зберігати результати прогнозів. Для цього можемо підключити SQL або NoSQL рішення.

Функціональне призначення інформаційної системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow полягає у тому, що користувачі можуть без допомоги на основі своїх даних натренувати модель, яка прогнозуватиме продажі стосовно їхньої товарної пропозиції. Систему створено у вигляді застосунку, який працює у веббраузері, для користування яким необхідно перейти за посиланням. Застосунок буде доступний кожному з можливістю додати пізніше обмеження. Прогнозують продажі, отримуючи дані від різних API і працюючи з готовими дата-сетамі. Можна дати прогноз на найближчі дати за товарною пропозицією. Для складання прогнозу продажів необхідно внести дані, тренувати модель, виконати валідацію готової моделі та прогноз.

Програма містить такі модулі:

- Клієнтська частина.
- Rest-клієнт (надсилає запит на дані в сторонній API, необхідні для тренування моделі).
- JS- модулі (використовують для інкапсуляції логіки тренування моделі від іншого коду).

Створення запиту для отримання необхідних даних за допомогою надсилання запиту до стороннього API :

```
const fetchApiData = () => { let ticker = document.getElementById("input_ticker").value; let apikey = document.getElementById("input_apikey").value;
$("#btn_fetch_data").hide(); $("#load_fetch_data").show();
let requestUrl = "";
if(data_temporal_resolutions == 'Daily'){
    requestUrl =
"https://www.alphavantage.co/query?function=TIME_SERIES_DAILY_ADJUSTED&symbol="+ticker+
"&outputsize=full&apikey="+apikey;
}else{
    requestUrl =
"https://www.alphavantage.co/query?function=TIME_SERIES_WEEKLY_ADJUSTED&symbol="+tick
er+"&apikey="+apikey;
}
$.getJSON(requestUrl
,function(data){
    let message = "";
    $("#div_container_linegraph").show();
    let daily = [];
    if(data_temporal_resolutions == 'Daily'){    daily = data['Time Series (Daily)'];
}else{ daily = data['Weekly Adjusted Time Series']; }
    if(daily){
        let symbol = data['Meta Data']['2. Symbol'];
        let last_refreshed = data['Meta Data']['3. Last Refreshed'];
        data_raw = [];
        sma_vec = [];
        let index = 0;    for(let date in daily){
            data_raw.push({ timestamp: date, price: parseFloat(daily[date]['5. adjusted close']) }); index++;
        }
    }
}
```

```

data_raw.reverse();
message = "Symbol: " + symbol + " (last refreshed " + last_refreshed + ")";
$("#btn_fetch_data").show();
$("#load_fetch_data").hide();
$("#div_linegraph_data_title").text(message);
if(data_raw.length > 0){
    let timestamps = data_raw.map(function (val) { return val['timestamp']; });
    let prices = data_raw.map(function (val) { return val['price']; });
    let graph_plot = document.getElementById('div_linegraph_data');
    Plotly.newPlot( graph_plot, [{ x: timestamps, y: prices, name: "Stocks Prices" }], { margin: { t: 0 } });
}
$("#div_container_getsma").show();
$("#div_container_getsmafirst").hide();
}else{ $("#div_linegraph_data").text( data['Information']); }
onClickDisplaySMA();
}
);
}
    
```

SMA* подібний до алгоритму пошуку A* [20–27]. На рис. 14 продемонстровано приклад роботи алгоритму SMA* [28].

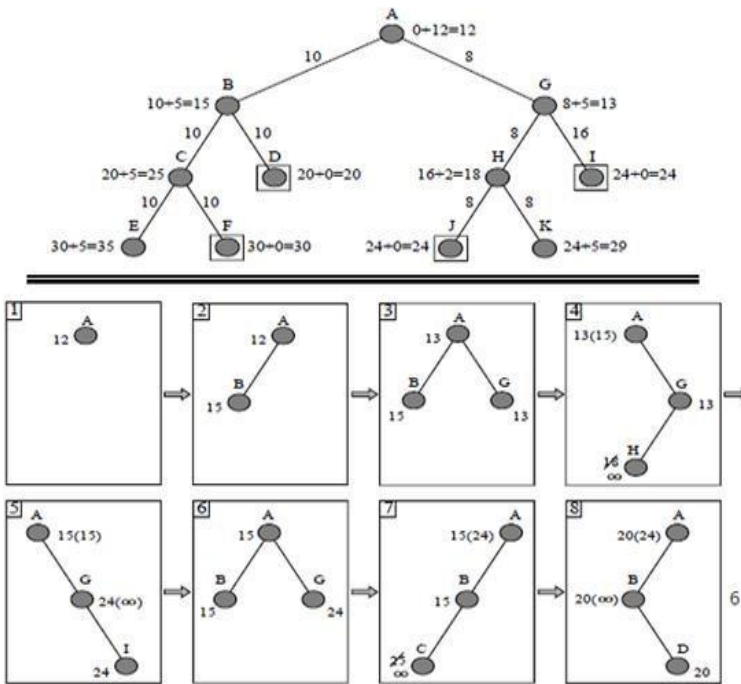


Рис. 14. Ілюстрація пошуку SMA*

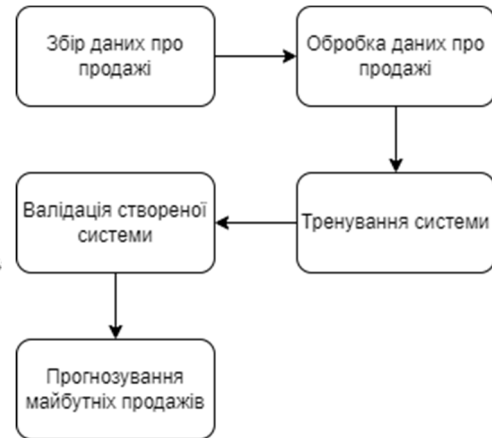


Рис. 15. Архітектура прогнозування продажів

Створена інформаційна системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі використання нейронної мережі Tensor flow повинна бути доступна для будь-яких користувачів із власним бізнесом. Для доступності на будь-яких девайсах користувачів і крос-платформності вирішили виконати програму в вигляді вебзастосунку. Вимог, крім застосування бібліотеки tensor flow, щодо технічних засобів для користування

застосунком немає. Рекомендовано використовувати сучасні браузерери та їхні останні стабільні версії. Необхідний доступ пристрою до інтернету. Дані, які відображаються у вебзастосунку, підтягуються за допомогою API, а отже, необхідне бездротове або дротове з'єднання з інтернетом. Використання застосунку можливе і на мобільних пристроях та на будь-яких пристроях, які мають програми-браузери. Достатньо зайти через мобільний браузер за посиланням і видобути наявні дата-сети.

Програму створено у вигляді застосунку, який працює у веббраузері. Завдяки фреймворку Bootstrap вдалося отримати сучасний інтерфейс, а збиральнику Gulp використовувати зручні засоби для створення клієнтської частини сайту, який є оптимізованим та зручним у використанні й правильно відображається у мобільній версії. Прогнозування і тренування здійснюються за допомогою відображення необхідних даних у вигляді графіків, візуалізації даних у табличках. В застосунку є допоміжні сторінки аутентифікації та дані про застосунок.

Клієнтську частину сайту створено із використанням: JavaScript, SCSS, Bootstrap 5, Flex-box, JQuery, Gulp. Модуль моделей створено за допомогою бібліотеки Tensorflow JS.

Створений застосунок допомагає досягти основну мету кожного підприємця – прогнозування продажів товарів на торговельному онлайн-майданчику. Спочатку користувачеві необхідно перейти за посиланням, щоб відкрити сайт. Після того, як користувач потрапляє на сторінку із вебзастосунком, перед ним відображається сама система прогнозу. Користувачу необхідно отримати дані з API та готові дата-сети, можна вибрати, які саме і за які періоди, оскільки це можливо в API. Потім необхідно почати тренування моделі на основі дата-сетів, які підтягнули раніше. Надалі виконуємо валідацію нашої моделі й перевіряємо за графіком, наскільки вона успішна в прогнозуванні. Останній крок – створення прогнозу. Інформацію про процес тренування відображено у вигляді таблиці, є можливість взаємодії зі всіма графіками на сайті.

Це рішення підходить для нашої проблеми. Вебсайт буде популярним серед бізнесменів різних рівнів. Сьогодні багато хто має свою справу і хоче якісно розраховувати бюджет та економити, тому застосунок допоможе здійснювати прогнозування продажів. Він також має бути доступним кожному, хто захоче зробити прогноз. Щоб користуватися застосунком, не потрібні особливі знання чи навички і немає обмежень стосовно віку. Можна просто зайти на головну сторінку і розпочати роботу. Основною вимогою нашого застосунку був стабільний зв'язок із інтернетом та середні процесорні здатності, щоб все працювало стабільно. Вебзастосунок "Trades forecast" – онлайн-система, створена у вигляді вебсайта. Щоб користуватися застосунком, потрібно встановити сучасний браузер стабільної версії, система підтримує всі останні популярні браузерери. Вебсайт добре оптимізований під мобільні девайси, додано можливість користуватися застосунком зі смартфона і на інших платформах.

Машинне навчання сьогодні стає все популярнішим, і все більше людей у всьому світі сприймають його як чарівну кришталеву кулю: воно передбачає, коли і що станеться в майбутньому. Цей експеримент використовує штучні нейронні мережі для виявлення тенденцій фондового ринку та демонструє здатність передбачати часові ряди для прогнозування майбутніх цін на акції на підставі минулих історичних даних. Щоб почати прогнозування та оцінити точність, потрібно розділити вибірку на навчання та тестування (тест). Навчальна вибірка – це набір, який у процесі подається до вхідної моделі навчання разом із відповідями, щоб навчити модель бачити зв'язок між цими ознаками та правильну відповідь. Тестовий зразок використовують для перевірки моделі. Модель отримує цільовий знак на вході та, крім того, потрібно передбачити використання значень інших ознак. Потім ці прогнози порівнюють із реальними відповідями. Останній крок перед початком вивчення моделі – визначення критеріїв, за якими можна зрозуміти, чи вибраний алгоритм має хоч якийсь сенс. Наприклад, можна порівняти результат моделі із простою спробою вгадати цільовий знак, не керуючись нічим особливим. Якщо вибраний алгоритм працює гірше, ніж несвідомий пошук можливих значень цільового знака, варто спробувати інший підхід, можливо, навіть не пов'язаний із машинним навчанням. Окрім точності роботи, не менш важливою характеристикою систем електронної комерції є можливість працювати в online-режимі. Саме тому тривалість процедур навчання методів, покладених в основу подібних систем, критично важлива [27–30]. На рис. 15 відображено архітектуру вищого рівня нашої системи.

Щоб бути впевненим у правильній роботі застосунку, перейдемо за посиланням і почнемо роботу в застосунку. Trades Forecast – вебзастосунок, який є адаптивним і кросплатформним. Будь-хто незалежно від віку чи інших факторів може перейти за посиланням та почати роботу в системі. Перейшовши за посиланням, користувач потрапляє на основне вікно, яке має доступний і сучасний дизайн. Розроблено просту та доступну форму, з якої можна отримати дані й дата-сети. На сайті можна побачити хедер із основними сторінками сайту. В основній частині сайту розміщені форми і блоки, де працюють з моделлю і прогнозуванням. У першому блоці можна побачити форму, де можна вибрати, які дані будемо збирати для тренування моделі.

- Назва компанії, дані щодо якої братимемо.
- Тимчасова роздільна здатність даних – частота самих даних.

Всі дані братимемо з вільних у доступі API, отримуючи доступ до них через AJAX. Щоб вибрати необхідну компанію і роздільність даних, треба вибрати їх у зручній формі, яка складається із текстового поля і поля з вибором пари опцій.

Графік продажів

Symbol: MSFT (last refreshed 2022-05-10)



Рис. 16. Головна сторінка сервісу “Trades Forecast”

Перший крок – вибрати дані, через які будемо тренувати нашу модель, і побачити їх у вигляді інтерактивного графіка.

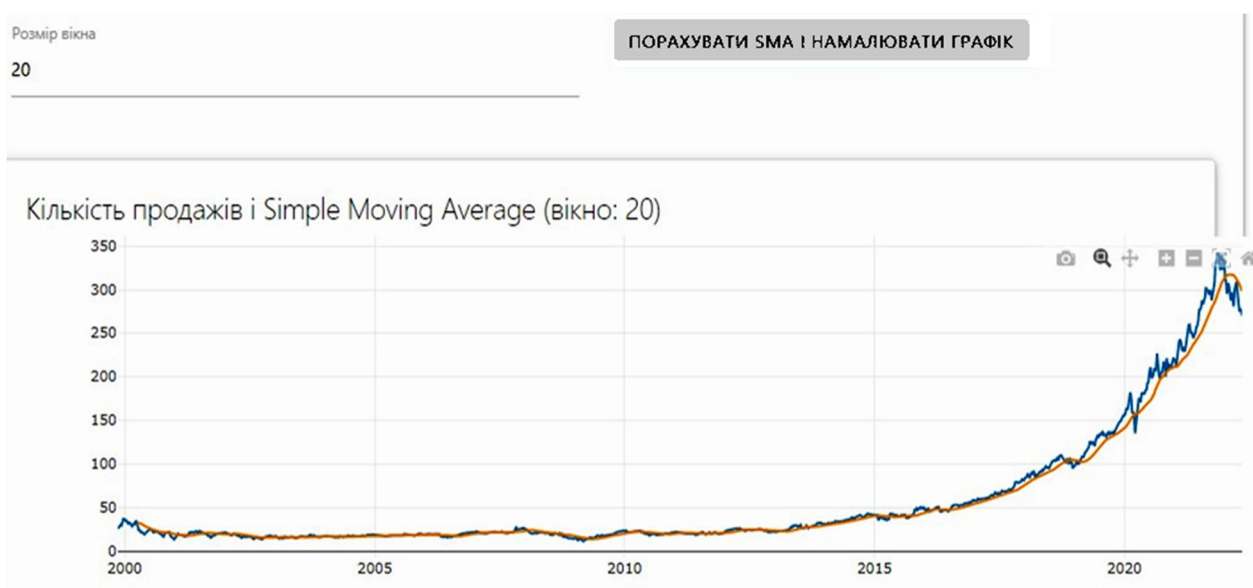
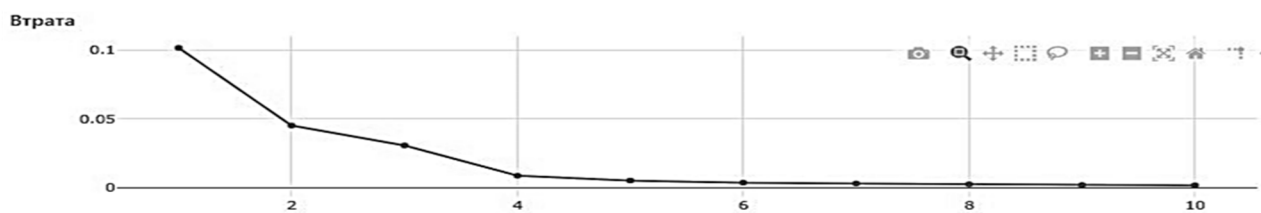


Рис. 17. Другий крок із розрахунком SMA

Ми використовуємо навчання з наглядом, що означає передавання даних у нейронну мережу, яка навчається, зіставляючи вхідні дані з вихідною міткою. Один зі способів підготувати навчальний набір даних – видобути просте ковзне середнє із даних часового ряду.



Логи

```

Model train completed
Epoch: 10 (of 10), loss: 0.0017567034810781479
Epoch: 9 (of 10), loss: 0.0019350796937942505
Epoch: 8 (of 10), loss: 0.0025080484338104725
Epoch: 7 (of 10), loss: 0.003013451350852847
Epoch: 6 (of 10), loss: 0.003578430791402459
  
```

Рис. 18. Третій крок із зображенням тренуванням моделі

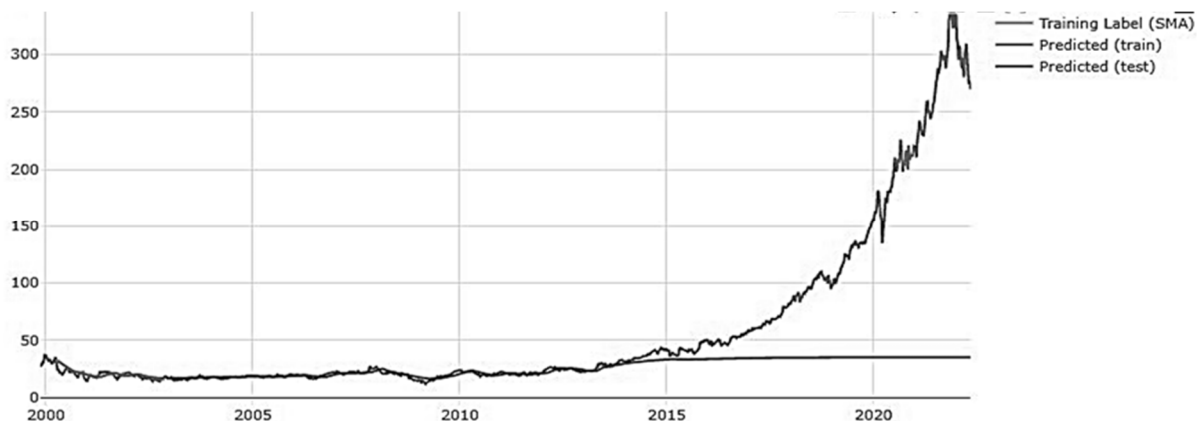


Рис. 19. Четвертий крок із зображенням зіставлення правильних прогнозів і прогнозів нашої моделі

Тепер, коли у нас є навчальні дані, настав час створити модель для прогнозування часових рядів. Для цього використаємо фреймворк TensorFlow.js. Вибираємо послідовну модель, яка просто з'єднує кожен шар і передає дані від входу до виходу під час навчання. Для того, щоб модель вивчала дані часових рядів, які є послідовними, створюємо шар за шаром рекурентної нейронної мережі (RNN), і до RNN додається ряд комірок LSTM. Модель буде навчатися за допомогою Адама, популярного алгоритму оптимізації для машинного навчання. Середньоквадратична помилка визначає різницю між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями, тому модель може навчатися, мінімізуючи помилку під час навчання. Ось гіперпараметри (параметри, які використовуємо у навчанні), доступні для налаштування: Розмір навчального набору даних (%): кількість даних, використаних для навчання. Решту даних буде використано для прогнозування.

Епохи: кількість разів, коли набір даних використовується для навчання моделі. Швидкість навчання: кількість змін у вазі під час тренування на кожному кроці. Приховані шари LSTM: для підвищення складності моделі для навчання у просторі більшого виміру [27–33].

Тепер, коли навчили модель, використовуємо функцію `model.predict` з TFJS для прогнозування майбутніх значень. Ми розділили дані на два набори, підмножина даних навчальна, а решта – набір для перевірки. Навчальний набір використовувався для навчання моделі, тому застосуємо набір перевірки для перевірки моделі. Оскільки модель раніше не бачила дані в наборі перевірки, добре, якщо модель зможе передбачити значення, близькі до точних.

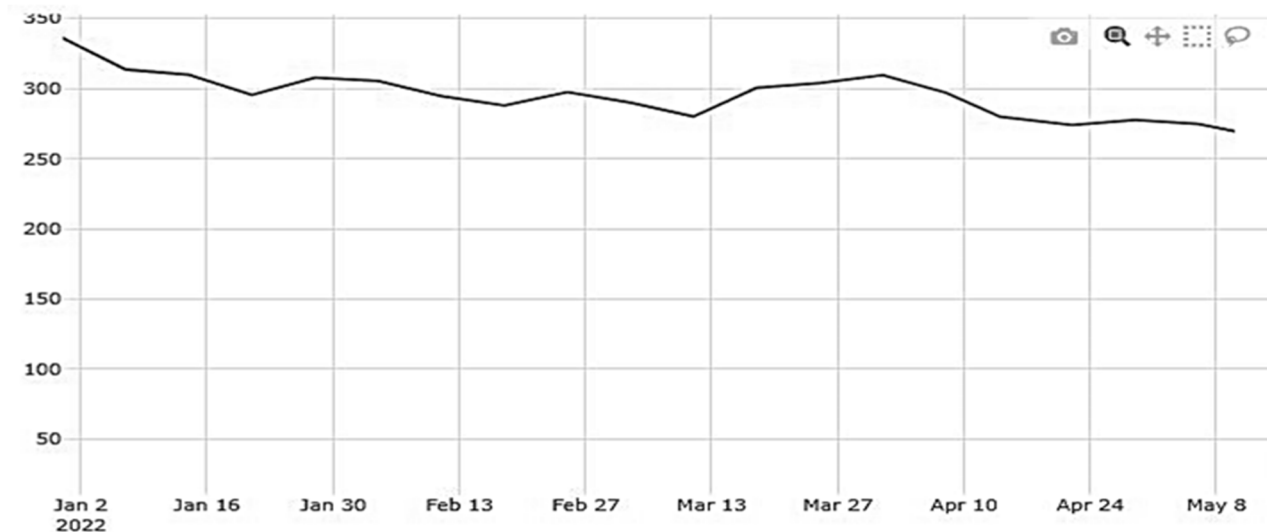


Рис. 20. Зображення графіка прогнозу на кількість продажів і дату

Нарешті, модель перевірена, і прогнозовані значення, близькі до її справжніх значень, використаємо для прогнозування майбутнього. На графіку зображені приблизні прогнози на дати і кількість продажів товарної одиниці.

Висновки

Здійснено аналітику уже наявних на ринку рішень. Для того, щоб продемонструвати всі недоліки та переваги розроблюваної системи, виконано аналіз та порівняння з іншими системами зі схожим призначенням. Проаналізувавши переваги та недоліки наявних систем прогнозування продажів будівельних матеріалів, ми структурували інформацію про основні функції розроблюваної інформаційної системи. Результатом цього аналізу є список особливостей, які потрібно враховувати для програмної системи під час її проєктування, а також сформульовано висновок щодо актуальності роботи. Здійснено системний аналіз розроблюваної системи. Побудовано діаграму, – дерево цілей, побудовано та описано ієрархію задач та діаграми потоків даних. За допомогою саме діаграм потоків даних сформульовано опис та взаємодію процесів. Здійснено аналіз програмних та системних засобів для вирішення поставлених перед системою завдань. Розглянуто технології, мови програмування та утиліти для створення серверної та клієнтської сторін. Також описано застосування шаблонів та фреймворків, для якісної роботи інформаційної системи, а також здійснено опис інших технологій, використаних для реалізації програмного рішення. Здійснено практичну реалізацію системи прогнозування продажів асортименту будівельних матеріалів на торговельному онлайн-майданчику на основі нейронної мережі. Визначено мінімальні вимоги для пристрою, а також описано інструкцію користувача для роботи з системою.

Список літератури

1. Bueno A., Godinho Filho M., Frank A. G. (2020). Smart production planning and control in the Industry 4.0 context: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106774. DOI: 10.1016/j.cie.2020.106774.
2. Usuga Cadavid J. P., et al. (2020). Machine learning applied in production planning and control: a state-of-the-art in the era of Industry 4.0. *J. Intell Manuf* 31, 1531–1558. DOI: 10.1007/s10845-019-01531-7.
3. Fragapane G., De Koster R., Sgarbossa F., Strandhagen J. O. (2021). Planning and control of autonomous mobile robots for intralogistics: Literature review and research agenda. *European Journal of Operational Research*, 294(2), 405–426. DOI: 10.1016/j.ejor.2021.01.019.
4. Bendul J. C., Blunck H. (2019). The design space of production planning and control for industry 4.0. *Computers in Industry*, 105, 260–272. DOI: 10.1016/j.compind.2018.10.010.

5. Chofreh A. G., Goni F. A., Klemeš J. J., Malik M. N., Khan H. H. (2020). Development of guidelines for the implementation of sustainable enterprise resource planning systems. *Journal of Cleaner Production*, 244, 118655. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.118655.
6. Taghipour M., Shabrang M., Habibi M. H., Shamami N. (2020). Assessment and Analysis of Risk Associated with the Implementation of Enterprise Resource Planning (ERP) Project Using FMEA Technique (Including Case-Study). *Management*, 3(1), 29–46. DOI: 10.31058/j.mana.2020.32002.
7. Astuty W., Pratama I., Basir I., Harahap J. P. R. (2022). Does enterprise resource planning lead to the quality of the management accounting information system? *Polish Journal of Management Studies*, 25(2), 93–107. DOI: 10.17512/pjms.2022.25.2.06.
8. Mazaraki A., Drozdova Y., Bay S. (2020). Theoretical and methodological principles for assessment the readiness of socio-economic systems for changes. *Baltic journal of economic studies*, 6(1), 80–86. DOI: 10.30525/2256-0742/2020-6-1-80-86.
9. Javanmardi E., Liu S. (2019). Exploring grey systems theory-based methods and applications in analyzing socio-economic systems. *Sustainability*, 11(15), 4192. DOI: 10.3390/su11154192.
10. Bulturbayevich M. B., Saodat S., Umida J., Shakhnoza N., Feruza, S. (2020). Theoretical and Practical Bases of Investments and Processes of Their Distribution in the Conditions of Modernization of Economy. *International Journal on Integrated Education*, 3(9), 132–137. DOI: 10.31149/ijie.v3i9.603.
11. Fuchs C. (2020). *Communication and capitalism: A critical theory* (p. 406). University of Westminster Press. DOI: 10.16997/book45.
12. Wlamyr P. A., Davila Perez M. V., Caicedo-Rolon A. J. (2022). Logistics as an added value in Colombia. *Journal of Language and Linguistic Studies*, 18(4). URL: <http://jlls.org/index.php/jlls/article/view/5028/1759>.
13. Agatić A., Tijan E., Hess S., Jugović T. P. (2021). Advanced Data Analytics in Logistics Demand Forecasting. In 44th International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO), pp. 1387–1392. DOI: 10.23919/MIPRO52101.2021.9596820.
14. Yan M., Schmit T. M., Baker M. J., LeRoux M. N., Gómez M. I. (2022). Sell now or later? A decision-making model for feeder cattle selling. *Agricultural and Resource Economics Review*, 51(2), 343–360. DOI: 10.1017/age.2022.1.
15. Chege S. M., Wang D., Suntu S. L. (2020). Impact of information technology innovation on firm performance in Kenya. *Information Technology for Development*, 26(2), 316–345. DOI: 10.1080/02681102.2019.1573717.
16. Jimenez-Jimenez D., Martínez-Costa M., Sanchez Rodriguez C. (2019). The mediating role of supply chain collaboration on the relationship between information technology and innovation. *Journal of Knowledge Management*, 23(3), 548–567. DOI: 10.1108/JKM-01-2018-0019.
17. Mehralian M. M. (2022). Identifying and Explaining the Effective Factors of Digital Marketing Strategies in Consumers' Emotional States and Sales Rates: A Mixed Methods Research. In 20th International Conference of the Business and Strategic Management. DOI: 10.2139/ssrn.4195988.
18. Ullo S. L., Sinha G. R. (2020). Advances in smart environment monitoring systems using IoT and sensors. *Sensors*, 20(11), 3113. DOI: 10.3390/s20113113.
19. Sotnyk I., Hulak D., Yakushev O., Yakusheva O., Prokopenko O. V., Yevdokymov A. (2020). Development of the US electric car market: Macroeconomic determinants and forecasts. *Polityka Energetyczna*, 23(3), 147–164. URL: <https://bibliotekanauki.pl/articles/283581.pdf>.
20. Matseliukh Y., Bublyk M., Vysotska V. (2021). Development of Intelligent System for Visual Passenger Flows Simulation of Public Transport in Smart City Based on Neural Network. In COLINS, pp. 1087–1138.
21. Bublyk M., Zahreva Y., Vysotska V., Matseliukh Y., Chyrun L., Korolenko O. (2022). Information System Development For Recording Offenses In Smart City Based On Cloud Technologies And Social Networks. *Webology* (ISSN: 1735-188X), 19(2).
22. Bublyk M., Kalynii T., Varava L., Vysotska V., Chyrun L., Matseliukh Y. (2022). Decision Support System Design For Low-Voice Emergency Medical Calls At Smart City Based On Chatbot Management In Social Networks. *Webology* (ISSN: 1735-188X), 19(2).
23. Trunina I., Zagirniak D., Pryakhina K., Bezugla T. (2020). Diagnostics of the enterprise personnel sustainability. *Problems and Perspectives in Management*, 18(2), 382. DOI: 10.21511/ppm.18(2).2020.31.
24. Zhu G., Gao X. (2019). Precision retail marketing strategy based on digital marketing model. *Science Journal of Business and Management*, 7(1), 33–37. DOI: 10.11648/j.sjbm.20190701.15.

25. Matseliukh Y., Vysotska V., Bublyk M., Kopach T., Korolenko O. (2021). Network modelling of resource consumption intensities in human capital management in digital business enterprises by the critical path method. URL: <http://ds.knu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3299>.
26. Bublyk M., Kowalska-Styczeń A., Lytvyn V., Vysotska V. (2021). The Ukrainian economy transformation into the circular based on fuzzy-logic cluster analysis. *Energies*, 14(18), 5951. DOI: 10.3390/en14185951.
27. Vysotska V., Bublyk M., Vysotsky A., Berko A., Chyrun L., Doroshkevych K. (2020). Methods and tools for web resources processing in e-commercial content systems. In IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Vol. 1, pp. 114–118. DOI: 10.1109/CSIT49958.2020.9321950.
28. Bublyk M., Lytvyn V., Vysotska V., Chyrun L., Matseliukh Y., Sokulska N. (2020). The Decision Tree Usage for the Results Analysis of the Psychophysiological Testing. In *IDDM*, pp. 458–472. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2753/paper31.pdf>.
29. Rishnyak I., Veres O., Lytvyn V., Bublyk M., Karpov I., Vysotska V., Panasyuk V. (2020). Implementation Models Application for IT Project Risk Management. In *CITRisk*, pp. 102–117.
30. Bublyk M., Vysotska V., Chyrun L., Panasyuk V., Brodyak O. (2021). Assessing Security Risks Method in E-Commerce System for IT Portfolio Management. In *IntelITSIS*, pp. 362–379.
31. Ren S., Chan HL., Siqin T. (2020). Demand forecasting in retail operations for fashionable products: methods, practices, and real case study. *Ann Oper Res.*, 291, 761–777. DOI: 10.1007/s10479-019-03148-8.
32. Vysotska V., Demchuk A., Lytvyn V. (2019). Features of the Internet architecture of the commercial content management system based on Machine Learning, Web mining and SEO technologies. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, (4), 121–135.
33. Balush I., Vysotska V., Albota, S. (2021). Recommendation System Development Based on Intelligent Search, NLP and Machine Learning Methods. In *MoMLeT+ DS*, pp. 584–617.
34. Lytvyn V., et al. (2019). Design of the architecture of an intelligent system for distributing commercial content in the internet space based on SEO-technologies, neural networks, and Machine Learning. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2(2), pp. 15–34. DOI: 10.15587/1729-4061.2019.164441.
35. Gozhij A., Kalinina I., Vysotska V., Sachenko S., Kovalchuk R. (2020). Qualitative and Quantitative Characteristics Analysis for Information Security Risk Assessment in E-Commerce Systems. In *ICTES*, pp. 177–190. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-2762/paper12.pdf>.
36. Lytvyn V., et al. (2019). Design of a recommendation system based on Collaborative Filtering and machine learning considering personal needs of the user. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(2), pp. 6–28. DOI: 10.15587/1729-4061.2019.175507.
37. Demchuk A., Lytvyn V., Vysotska V., Dilai M. (2020). Methods and Means of Web Content Personalization for Commercial Information Products Distribution. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol. 1020. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-26474-1_24.
38. Bublyk M., Vysotska V., Chyrun L., Panasyuk V., Brodyak O. (2021). Assessing Security Risks Method in E-Commerce System for IT Portfolio Management. In *IntelITSIS*, pp. 362–379.
39. Demchuk A., Rusyn B., Pohreliuk L., Gozhij A., Kalinina I., Chyrun L., Antonyuk N. (2019). Commercial Content Distribution System Based on Neural Network and Machine Learning. In *ICTES*, pp. 40–57.
40. Brownlee J. How to Configure the Number of Layers and Nodes in a Neural Network. URL: <https://machinelearningmastery.com/how-to-configure-the-number-of-layers-and-nodes-in-a-neural-network/>.
41. Barmuta K. A., Ponkratov V. V., Maramygin M., Kuznetsov N. V., Ivlev V., Ivleva M. (2019). Mathematical model of optimizing the balance sheet structure of the Russian banking system with allowance for the foreign exchange risk levels. *Entrepreneurship and Sustainability Issues*, 7(1), 484. DOI: 10.9770/jesi.2019.7.1(34).
42. Lo S. L. Y., How B. S., Leong W. D., Teng S. Y., Rhamdhani M. A., Sunarso J. (2021). Techno-economic analysis for biomass supply chain: A state-of-the-art review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 135, 110164. DOI: 10.1016/j.rser.2020.110164.
43. Statistica software. URL: <https://www.statistica.com/en/>.
44. Forecast pro. URL: <https://www.forecastpro.com/>.
45. Novo forecast. URL: <https://novoforecast.com/>.
46. Hilorme T., Tkach K., Dorenskyi O., Katerna O., Durmanov A. (2019). Decision making model of introducing energy-saving technologies based on the analytic hierarchy process. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 22(4), 489–494.

47. Maram V., Sultan S. J., Omar M. F. B., Bommisetty V. N. R. (2019). Selection of software in manufacturing operations using analytic hierarchy process. *In AIP Conference Proceedings*, Vol. 2138, No. 1, p. 040016. AIP Publishing LLC. DOI: 10.1063/1.5121095.

48. Şahin T., Ocak S., Top M. (2019). Analytic hierarchy process for hospital site selection. *Health Policy and Technology*, 8(1), pp. 42–50. DOI: 10.1016/j.hlpt.2019.02.005.

INFORMATION SYSTEM FOR FORECASTING SALES OF BUILDING MATERIALS

Mykhailo Semkiv¹, Lyubomyr Chyrun², Myroslava Bublyk¹, Maryna Shevchenko³, Sofia Chyrun¹

¹ Lviv Polytechnic National University,
Information Systems and Networks Department, Lviv, Ukraine

² Ivan Franko National University of Lviv,

Applied Mathematics Department, Lviv, Ukraine,

³ Osnabrück University, International Economic Policy Chair, Osnabrück, Germany

E-mail: mykhailo.semkiv.mitup.2022@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-4360-9003

E-mail: Lyubomyr.Chyrun@lnu.edu.ua, ORCID: 0000-0002-9448-1751

E-mail: Myroslava.I.Bublyk@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-2403-0784

E-mail: mshevchenko@uni-osnabrueck.de, ORCID: 0000-0003-2165-9907

E-mail: sofia.chyrun.sa.2022@lpnu.ua, ORCID: 0000-0002-2829-0164

© Semkiv M., Bublyk M., Chyrun L., Shevchenko M., Chyrun S., 2023

The work purpose is information system design and development. The study object is sales forecasting system process for building materials assortment. The study subject is forecasting sales system development methods and means for building materials assortment. the process of the system of forecasting sales of the range of construction materials. In accordance with the results and calculations given in the qualification work, namely: analysis of analogue programs and information about the subject area, system analysis of the object and the choice of technological means of development, the general structure of a typical system for forecasting sales of an assortment of building materials on an online trading platform based on use has been developed neural network.

Key words: forecasting; sales; sales forecasting; information system.