

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

Навчально-науковий інститут телекомунікацій

Кафедра системного аналізу

Пояснювальна записка

до бакалаврської роботи

на ступінь вищої освіти бакалавр

на тему: **«Інформаційна технологія аналізу та передбачення вартості продуктів харчування у мережі магазинів методами машинного навчання»**

Виконала: студент 4 курсу,
групи САД–41 спеціальності

124 Системного аналізу

(шифр і назва спеціальності)

Конопльов А.А.

(прізвище та ініціали)

Керівник Гордієнко Т.Б.

(прізвище та ініціали)

Рецензент _____

(прізвище та ініціали)

Київ – 2023

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

Навчально-науковий інститут телекомунікацій

Кафедра Системного аналізу _____

Ступінь вищої освіти - «Бакалавр» _____

Спеціальність - 124 Системний аналіз _____

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри
Системного аналізу
_____Гордієнко Т.Б.

“ ____ ” _____ 2023 року

ЗАВДАННЯ НА БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

_____Конопльова Артема Андрійовича_____

(прізвище, ім'я, по батькові)

1.Тема роботи:

Інформаційна технологія аналізу та передбачення вартості продуктів харчування у мережі магазинів методами машинного навчання

Керівник роботи _____Гордієнко Т.Б._____,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від “ ____ ” _____ 2023 року № ____.

2. Строк подання студентом роботи _____

3. Вхідні дані до роботи:

Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити).

1. Аналіз предметної галузі
2. Аналіз сучасного стану в області систем прогнозування

Побудова моделі для прогнозу вартості харчових продуктів

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			

Студент _____ Конопльов А.А.
(підпис) (прізвище) та
ініціали)
Керівник роботи _____ Гордієнко Т.Б.
(підпис) (прізвище) та
ініціали)

Реферат

Текстова частина бакалаврської роботи: 60 с., 3 таб., 8 рис., 6 джерело.

Інформаційна технологія аналізу та передбачення вартості продуктів харчування у мережі магазинів методами машинного навчання

Об’єкт дослідження – створення нової унікальної системи.

Предмет дослідження – система аналізу та передбачення вартості продуктів харчування

Мета роботи – проектування та створення інформаційної технології яка буде використана для аналізу та передбачення вартості продуктів харчування.

Методи дослідження – аналіз, аналітика, порівняння, узагальнення, моделювання.

В процесі дослідження вирішувалися наступні завдання: вивчення структури аналізу та передбачення вартості продуктів та її особливостей , аналіз додатків передбачення вартості продуктів харчування, проектування системи , реалізація в коді та тестування

Наукова новизна роботи: Запропоновано та розроблено унікальну систему аналізу та передбачення вартості продуктів харчування яка дозволяє передбачати вартість продуктів харчування

Змодельовано та реалізовано код передбачення вартості продуктів

Дані, отримані в результаті дипломної роботи, можуть використовуватися для розробки та покращення вже наявного додатку який може успішно передбачати вартість продуктів.

Зміст

I. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Загальна характеристика аналізу, передбачення та прогнозування

.....

1.2 Особливості прогнозування в мережах магазинів

.....

1.3 Застосування інформаційних технологій в бізнес прогнозуванні

II. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ В ОБЛАСТІ СИСТЕМ ПРОГНОЗУВАННЯ

.....

2.1 Аналіз ринку мережевої торгівлі продуктами харчування

.....

,

2.2 Прогнозування за допомогою регресійного аналізу

.....

2.3 Прогнозування за допомогою часових рядів

2.4 Прогнозування часових рядів із застосуванням нейронних мереж

.....

2.5 Моделі на базі ланцюгів Маркова

2.6 Інші моделі та методи прогнозування

III. ПОБУДОВА МОДЕЛІ ДЛЯ ПРОГНОЗУ ВАРТОСТІ ХАРЧОВИХ ПРОДУКТІВ.

Висновки

Список використаних джерел

Додатки

Код програмного забезпечення

Перелік скорочень та понять

1. ІТ (Інформаційні технології) - сукупність методів, засобів та технологій, що використовуються для обробки, передачі, зберігання та аналізу інформації.
2. Машинне навчання (Machine Learning) - галузь штучного інтелекту, яка досліджує розробку алгоритмів, що дозволяють комп'ютерам самостійно вчитися на основі даних та здійснювати прогнози або приймати рішення без явного програмування.
3. Аналіз даних (Data Analysis) - процес перетворення, очищення та інтерпретації сирих даних для виявлення корисної інформації та винесення висновків.
4. Передбачення (Prediction) - процес використання алгоритмів машинного навчання для оцінки та прогнозування майбутніх значень на основі існуючих даних.
5. Вартість продуктів харчування (Food Product Cost) - грошова вартість продуктів, яка визначається в процесі їх виробництва, транспортування та реалізації.
6. Мережа магазинів (Retail Chain) - група магазинів, що належать одній компанії або бренду та мають спільну логістику, управління та маркетингову стратегію.
7. Прогнозування вартості продуктів харчування (Food Product Cost Forecasting) - застосування алгоритмів машинного навчання для передбачення майбутніх цін на продукти харчування на основі історичних даних

ВСТУП

Системи передбачення цін на продукти харчування є незамінними інструментами для різних компаній та організацій, що займаються виробництвом, продажем та розподілом продуктів харчування. Ці системи дозволяють прогнозувати зміну цін на продукти харчування, а також аналізувати попит та пропозицію на ринку. Застосування систем передбачення цін продуктів харчування дозволяє досягти значних переваг у різних галузях, наприклад, сільському господарстві.

Виробники продуктів харчування можуть використовувати ці системи для прогнозування попиту на свою продукцію та встановлення оптимальних цін, що дозволяє підвищити ефективність їхньої діяльності. Покращений прогноз попиту на конкретні види продуктів, дозволяє виробникам планувати своє виробництво та постачання, уникати перевиробництва або нестачі товарів на ринку. Крім того, вони можуть використовувати ці системи для аналізу ринкових тенденцій, що дозволяє їм адаптувати свою стратегію ціноутворення та маркетингові підходи.

Роздрібні торговці та дистриб'ютори також отримують значну користь від застосування систем передбачення цін. Вони можуть аналізувати дані про попит на різні продукти та прогнозувати зміни цін, що дозволяє їм оптимізувати свою цінову політику. Це включає визначення оптимальних цінових меж, управління акційними пропозиціями та знижками, а також планування постачання на основі попиту та вартості товарів. Застосування систем передбачення цін допомагає роздрібним торговцям забезпечити належне балансування між конкурентоспроможними цінами та максимізацією прибутків.

Крім виробників та роздрібних торговців, системи передбачення цін продуктів харчування також мають важливе значення для урядових організацій і регуляторів

ринку. Вони можуть використовувати такі системи для контролю цін на продукти харчування, уникнення надмірного підвищення цін та забезпечення стабільності на ринку. За допомогою систем передбачення цін, урядові органи можуть аналізувати ринкові дані, моніторити зміни цін та реагувати на негативні тенденції, що допомагає забезпечити доступність продуктів харчування для населення та запобігти монополізації ринку.

В цілому, системи передбачення цін продуктів харчування є потужним інструментом для різних галузей, пов'язаних з виробництвом, продажем та постачанням продуктів харчування. Вони дозволяють отримувати актуальну інформацію про ринкові тенденції, прогнозувати зміни цін на продукти харчування та аналізувати попит та пропозицію на ринку. Це допомагає бізнесу приймати правильні рішення, оптимізувати свою діяльність та забезпечує підвищення конкурентоспроможності та прибутковості.

АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

Загальна характеристика аналізу, передбачення та прогнозування

В умовах розвитку ринкових відносин в економіці, коли недостатньо повної інформації про попит на послуги, коли неможливо передбачити поведінку не лише конкурентів, а й партнерів, коли потрібно приймати рішення, спрямовані не стільки на розвиток, скільки на виживання підприємства (фірми), особливо гостро виникає потреба в знанні методів аналізу та прогнозування. Передбачення - це розробка методу для створення або виконання чогось з метою досягнення цілі. Воно спрямоване на майбутнє і здійснюється на основі систематичної підготовки, регулярно повторюваних процесів обробки інформації та прийняття рішень. Цей процес проводиться як на рівні системи (підприємства) в цілому, так і на рівні її окремих елементів (структурних підрозділів, функціональних підсистем, окремих співробітників). Результатом передбачення є план або система планів. Метою передбачення є досягнення цілей підприємства. Завдання передбачення включає узгодженість досягнення цілей та дій працівників, відділів на різних рівнях управління; своєчасне (раннє) виявлення та попередження проблем; координацію приватних планів та їх зв'язок із стратегією; підготовку прийняття рішень; визначення основних показників та контрольних точок; інформування співробітників про цілі, альтернативи, терміни та обмеження; мотивацію співробітників. [3] Прогнозування - це метод, що використовує як накопичений у минулому досвід, так і поточні припущення щодо майбутнього з метою його визначення. Якщо прогнозування виконано якісно, результатом буде картина майбутнього, яку можна використовувати як основу для планування. [7] Під методом прогнозування та планування розуміють комплекс аналітичних та обчислювальних прийомів, які допомагають скласти прогноз або план. Різновиди прогнозів представлено у таблиці 1.3. [9] Існує різноманітність методів отримання прогнозів та складання планів. Конкретний вибір методу залежить від характеру початкової інформації, вимог до точності прогнозів або планів, наявних

обмежень та інших факторів. Для вибору методу планування (прогнозування) необхідно, по-перше, чітко сформулювати поставлену задачу, тобто проаналізувати ситуацію та визначити мету плану або прогнозу, а, по-друге, мати розуміння основних характеристик методів планування (прогнозування), які можуть бути використані.

Вид прогнозу	Характеристика
Економічні прогнози	мають в основному загальний характер, для опису стану використовують економіки в цілому, підприємства, фірми, компанії або по конкретним видам продукції (послуг)
Прогнози розвитку технологій	направлені на оцінку перспектив розвитку цих технологій
Прогнози стану ринку	задіяні для аналізу динаміки зміни попиту на продукцію/послуги, а також динаміки зміни доходів юридичних і фізичних осіб, які формують попит в різних сегментах ринку
Соціальне прогнозування	що відбиває мотивацію і ставлення людей до різних суспільних явищ.

Таблиця 1.1 – Різновиди прогнозів

На вибір фахівця в галузі прогнозування, є безліч різноманітних методів складання прогнозу, заснованих на аналізі історичних даних. Кожен фахівець може обрати найбільш відповідний метод для конкретного завдання. Вибір правильного методу прогнозування є ключем до отримання повноцінної інформації для управління та прийняття рішень. Існують деякі відомі методи прогнозування, що включають різні

підходи до вивчення об'єкта прогнозу з метою формування конкретного уявлення. Методи прогнозування – це набір різних способів вивчення об'єкта прогнозу для сформування певного поняття. [6] Більшість методів прогнозування мають дві основні характеристики: точність і вартість. Зазвичай, точність методу прямо пропорційна його вартості. Це означає, що більш дорогі методи зазвичай мають вищу точність, а менш дорогі методи - нижчу точність. Вибір методу прогнозування залежить від конкретної ситуації і вимог, що ставляться до прогнозу.

Оскільки прогнозування використовується для управління та прийняття рішень, важливо враховувати економічні наслідки прийняття цих рішень. Ціна рішень оцінюється через економічні показники, такі як коефіцієнт рентабельності. Тому, вартість методу прогнозування повинна бути адекватною вартості рішення, що ґрунтується на цьому прогнозі.

Якщо використовувати більш точні методи прогнозування, вони можуть бути дорожчими. Однак, ці додаткові витрати повинні оправдовуватися економічними перевагами від прийняття більш точних рішень. Тому, більш точні методи доцільно використовувати в ситуаціях, коли вартість рішень є великою.

З іншого боку, для рішень, які не мають суттєвого впливу на результати підприємства, можна використовувати прості і менш дорогі методи прогнозування. Ясно, що існує прямий зв'язок між розміром підприємства і використовуваними ним методами планування та прогнозування. Зазвичай, чим більше підприємство, тим більшою є вартість управлінських рішень, і, отже, тим більш складні і дорогі методи потрібно застосовувати.

Проте неправильним підходом є використання найпростіших прогнозів-екстраполяцій, які навіть не враховують сезонні фактори, для прийняття рішень, вартість яких становить сотні мільйонів рублів. Так само необґрунтованим є проведення великомасштабних маркетингових досліджень та побудова складних

багатовимірних моделей для прогнозування продажів в невеликому торговельному закладі.

На жаль, не завжди можна заздалегідь оцінити вартість управлінських рішень, які потрібно приймати у майбутньому, оскільки виникає проблема, відома як "парадокс вимірювання". Цей парадокс полягає в тому, що чим точніше ми хочемо виміряти яку-небудь величину, тим більше ми повинні знати її значення ще до вимірювання. Тобто не завжди можна заздалегідь оцінити вартість управлінських рішень перед складанням плану та прогнозу. Відповідно, ми не можемо точно визначити, яка точність прогнозу або плану буде достатня для прийняття рішення. У таких ситуаціях рекомендується спочатку виконати оцінку. Важливу роль у цьому може відігравати типове уявлення про об'єкт прогнозування, яким часто є сукупність внутрішніх і зовнішніх чинників. Прогнозування спрямоване на дослідження розвитку зовнішнього середовища та внутрішніх факторів підприємства, розглядає бізнес або його складові як цілісну систему. Результат прогнозування має виключно якісний характер. Одним із найбільш поширених варіантів прогнозування є прогнозування часових рядів, які залежать від часу. Протягом останніх двох десятиліть було розроблено багато ефективних методів прогнозування, які засвідчили свою високу ефективність. На сьогоднішній день існує широкий спектр ефективних методів прогнозування, які базуються на потужному математичному апараті. До таких методів належать, зокрема, прогнозування на основі білінійних моделей, авторегресійний аналіз різних типів, методи Монте-Карло та методи, що використовують експертні оцінки (рекурсивні стратегії). Незважаючи на широкий спектр методів та алгоритмів, багато проблем у галузі прогнозування залишаються невирішеними. Одна з найважливіших проблем полягає в поліпшенні якості прогнозування характеристик систем, що описуються часовими рядами.

Відмінність між плануванням і прогнозуванням, а також між планом і прогнозом, полягає у тому, що прогнозування є пасивним передбаченням (наприклад, прогнозування інфляції або валютного курсу), тоді як планування передбачає формулювання намірів, що включає свідомий активний зусильний підхід і вимагає прийняття рішень. Планування визначає конкретні дії, які потрібно здійснити. Стратегічне планування надає особливе значення визначенню важливості. Відмінною особливістю стратегічного планування є розробка комплексу заходів і програм, які мають бути реалізовані у найближчому майбутньому (протягом року), і ці два поняття не є тотожними. Стосовно до управління бізнесом стратегічне планування має ознаки представлені на рисунку 1.1:

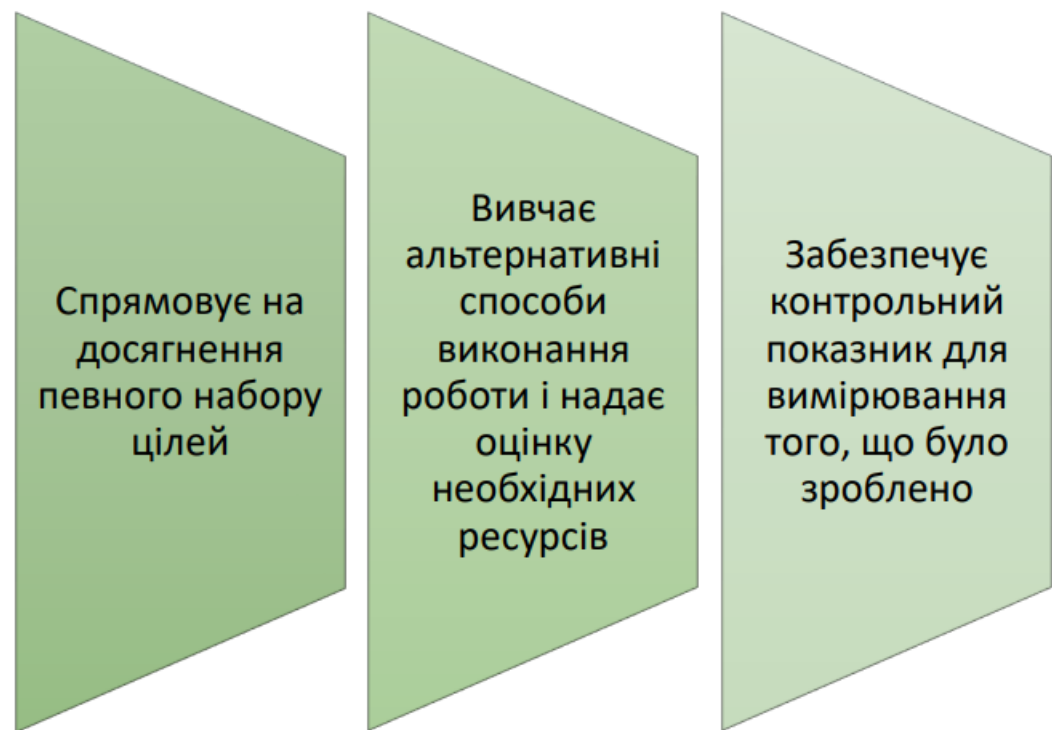


Рисунок 1.1 – Ознаки стратегічного планування

Методологія планування охоплює набір принципів, підходів, організаційних методів та способів, які сприяють ефективному розв'язанню проблем. Вона базується на розумінні шляхів, засобів і можливостей досягнення поставлених цілей. Об'єктом планування є процес планування у різних соціально-економічних системах, таких як

корпорації, підприємства і структурні підрозділи. Предметом планування є сама діяльність та взаємозв'язки між об'єктами планування та зовнішнім середовищем.

У процесі організації планування в ієрархічних системах управління використовуються різні підходи: топ-довні (зверху вниз), бот-ап (знизу вгору) та комбінований (зустрічний). Існує велика кількість типів планування. У деяких випадках не існує конкретного методу для постановки прогнозу, особливо для цілих соціально-економічних систем. У таких ситуаціях суб'єкт спробує використати кілька методів одночасно. У таблиці 1.2 представлено типи планування. [3], [8], [11].

Таблиця 1.2 – Класифікація типів планування за ознаками

Тип	Ознака	Характеристика
За ступенем обов'язковості виконання	директивне, індикативне	обов'язкове для виконання; що рекомендує, направляє
По горизонту планування	довгострокове середньострокове і короткострокове планування	більше 3 років, 1-3 літні план
За типом рішень;	стратегічне тактичне оперативне планування	загальне, операційне, календарне
За ступенем повторюваності	систематичне, одноразове	заплановане заздалегідь; зазвичай за певних обставин
по об'єкту корпоративне	планування бізнес-планування планування діяльності функціональних	в цілому по підприємству за напрямом діяльності бізнесу, за типовими проектами збут,

	підрозділів планування діяльності структурних відділів планування діяльності окремих співробітників	маркетинг, фінанси планування цехів, дільниць робочих місць
за ступенем охоплення об'єкта	загальне часткове планування	по підприємству по відділах
по предмету	залежно від наявних структур в компанії	планування виробництва, маркетингу, збуту, персоналу, фінансів, НДДКР та інші
за ступенем адаптації	Жорстке, гнучке	
з тимчасового ознакою	послідовне, синхронне, ковзне позачергове планування	наступний план після завершення попереднього наступний план після завершення частини попереднього плану в міру необхідності
за ступенем деталізації:	агреговане (загальне) і детальне планування	загальне по підприємству, фірмі; окремо по кожній структурному підрозділу
по орієнтації ідей планування	реактивне; інактивне; проактивне; інтерактивне планування	по минулого періоду; на основі сформованого тренду;

		з урахуванням збільшення від бажаного майбутнього
--	--	---

Особливості прогнозування в мережах магазинів

Підприємницькі структури будують свою організаційну рамку на основі прогнозування результатів своєї діяльності та шляхів їх досягнення. У сфері роздрібної торгівлі та рітейлу прогнозування ґрунтується на попередніх дослідженнях і фактичних даних. Для ефективної роботи підприємства необхідно постійно збирати та аналізувати інформацію, пов'язану з галуззю, конкуренцією та іншими факторами. Сучасний постіндустріальний ринок створює сприятливі умови для прогнозування та встановлення планових орієнтирів в сфері обслуговування.

Кожен суб'єкт підприємницької ініціативи, який має комерційні цілі, повинен мати ретельно продуманий план, побудований на основі прогнозу. Цей план включає глобальні цілі (стратегію) та завдання їх досягнення (тактику) у сфері підприємницької діяльності, а також обґрунтування мети, засобів, інструментарію, організаційно-технологічних процесів і стратегій продажу сервісного продукту. Наявність детально продуманого плану надає можливість стимулювати роздрібну торгівлю, залучати зовнішній капітал, розширювати партнерські зв'язки та ресурси. План діяльності, наряду з тим, є важливою інструкцією, що визначає послідовність кроків. Він забезпечує своєчасний контроль за концептуальним напрямком розвитку підприємства, коригування цілей та оптимізацію процесу управління бізнесом відповідно до передбачуваних (очікуваних) результатів.

По мірі виконання запланованих заходів і змін у зовнішньому та внутрішньому середовищі можуть бути внесені корективи до плану.

Тобто відповідна стратегія зачіпає три головних компонента будь-якої компанії:

- потреби клієнтів;
- здатність компанії задовольнити ці потреби;
- довгострокова прибутковість компанії.

Сезонність є важливою характеристикою роздрібної торгівлі. Вона визначається впливом різних факторів, таких як погодні умови, температура, локальні традиції, календарні події та інші, які періодично повторюються. Цей періодичний вплив може мати різну тривалість. Наприклад, святкування Великодня. Деякі товари потрібно закуповувати безпосередньо перед святом через їх обмежений термін придатності, або вони повинні бути доступні в магазині з початку сезону. Отже, планування закупівель таких товарів потрібно проводити заздалегідь.

Як може продуктовий супермаркет, розташований поруч з вашим будинком, оцінити кількість таких товарів, що будуть придбані? Крім того, правильне прогнозування попиту на сезонну продукцію також потрібно здійснювати для інших магазинів у регіоні та всієї торговельної мережі в цілому. Конкуренція також існує між торговельними мережами, які також зацікавлені у сезонних товарах в однаковий час.

Торговельна мережа отримує численні переваги від прогнозування сезонного попиту, зокрема:

- Постійне постачання товарів без утворення надлишків;
- Зменшення витрат на обслуговування залишків;
- Мінімізація втрачених продажів;
- Отримання вигідних умов закупівель від постачальників;
- Можливість створення привабливої цінової пропозиції для клієнтів мережі.

Важливо також зазначити, що свіжі продукти, такі як фрукти, овочі, свіжозаморожена риба, м'ясо та зелень, приваблюють покупців у магазини роздрібної мережі знову й знову. Прогнозування попиту на швидкопсуваючі товари складне завдання, особливо якщо в мережі не існують процеси управління категорією "свіжі продукти". Однак якісні прогнози допомагають збільшити оборотність коштів, прибуток та підвищити лояльність клієнтів.

При прогнозуванні сезонних товарів необхідно враховувати вплив наступних факторів: попередні періоди, зростання товарообігу LFL (Like for like), промоакції, зміна попиту, ефекти гало та канібалізації, зміна penetрації категорій та товарів. Особливу увагу слід приділяти строкам придатності продуктів категорії "свіжі продукти", розподілу поставок на різні дати та магазини.

Пропонуємо порівняти системи в таблиці:

Критерії порівняння	Традиційні системи прогнозування	Рішення, засновані на штучному інтелекті (ШІ, AI)
Робота алгоритму	Якщо не змінювати алгоритм розрахунків, дані на виході будуть однакові.	Модель, яка працює на основі ШІ, перебудовується щоразу з урахуванням даних, що вводяться.
Використовувані дані	Системи в розрахунках використовують історичні дані, й досить складно враховувати вплив зовнішніх чинників.	Штучний інтелект працює з великими масивами даних про клієнтські потреби, поведінку, попит. У прогнозуванні використовує масивні та складні джерела даних.
Здатність навчатися	Система неспроможна навчатися, лише виконує обчислення на основі історичних даних, тому не	У міру того, як алгоритм працює й навчається, він отримує здатність визначати нові зв'язки та закономірності, які не може розглянути навіть людина.

	має можливості якісно оцінити майбутній попит.	
--	--	--

Впровадження рішень штучного інтелекту (AI) значно змінює роль фахівців-практиків в галузі прогнозування попиту. Ці рішення звільняють їх від ручної праці, дозволяючи сконцентруватися на стратегічних завданнях. Крім того, AI-моделі вносять важливий вклад у розумний та ефективний ланцюг поставок. Рітейлер, який використовує прогнозування попиту на основі AI, зменшує кількість помилок і відходів, а також підвищує задоволеність клієнтів завдяки наявності доступних товарів і сезонних продуктів на полицях магазинів.

Точне прогнозування попиту на всі категорії товарів, включаючи сезонні товари та свіжі продукти, які набувають все більшої важливості для споживачів, є ключем до збільшення продажів та прибутку роздрібного торговця. Крім того, рішення для прогнозування попиту допомагають створювати передбачувані плани промоакцій. Рішення, засновані на AI, спрямовані на максимізацію додаткових продажів та прибутку, а не просто на повторення або коригування минулорічних промоакцій.

При впровадженні інструментів прогнозування попиту та продажів головними цілями є:

1. Фінансові показники:

- Зменшення інвестицій в запаси та оптимізація рівня запасів.
- Максимізація рентабельності інвестицій в запаси (GMROI) шляхом зниження витрат та збільшення прибутку.
- Зниження витрат на закупівлі (COGS) шляхом мінімізації закупівель призначеннями цін та транспортних витрат, а також оптимальним використанням ефекту масштабу в закупівельній діяльності.

- Оптимізація частоти та графіка закупівель.
- Зниження рівня запасів.
- Мінімізація потреби в просторі для зберігання.
- Підвищення оборотності запасів.
- Збільшення продажів та мінімізація витрат на уцінки.
- Здійснення інвестиційних закупівель.
- Підвищення продуктивності операцій управління закупівлями.

2. Продажі та обслуговування клієнтів:

- Забезпечення наявності потрібних товарів у потрібному місці та у потрібній кількості.

- Зниження рівня відсутності товару на полицях для ключових контрольованих продуктів.

3. Операційні процеси:

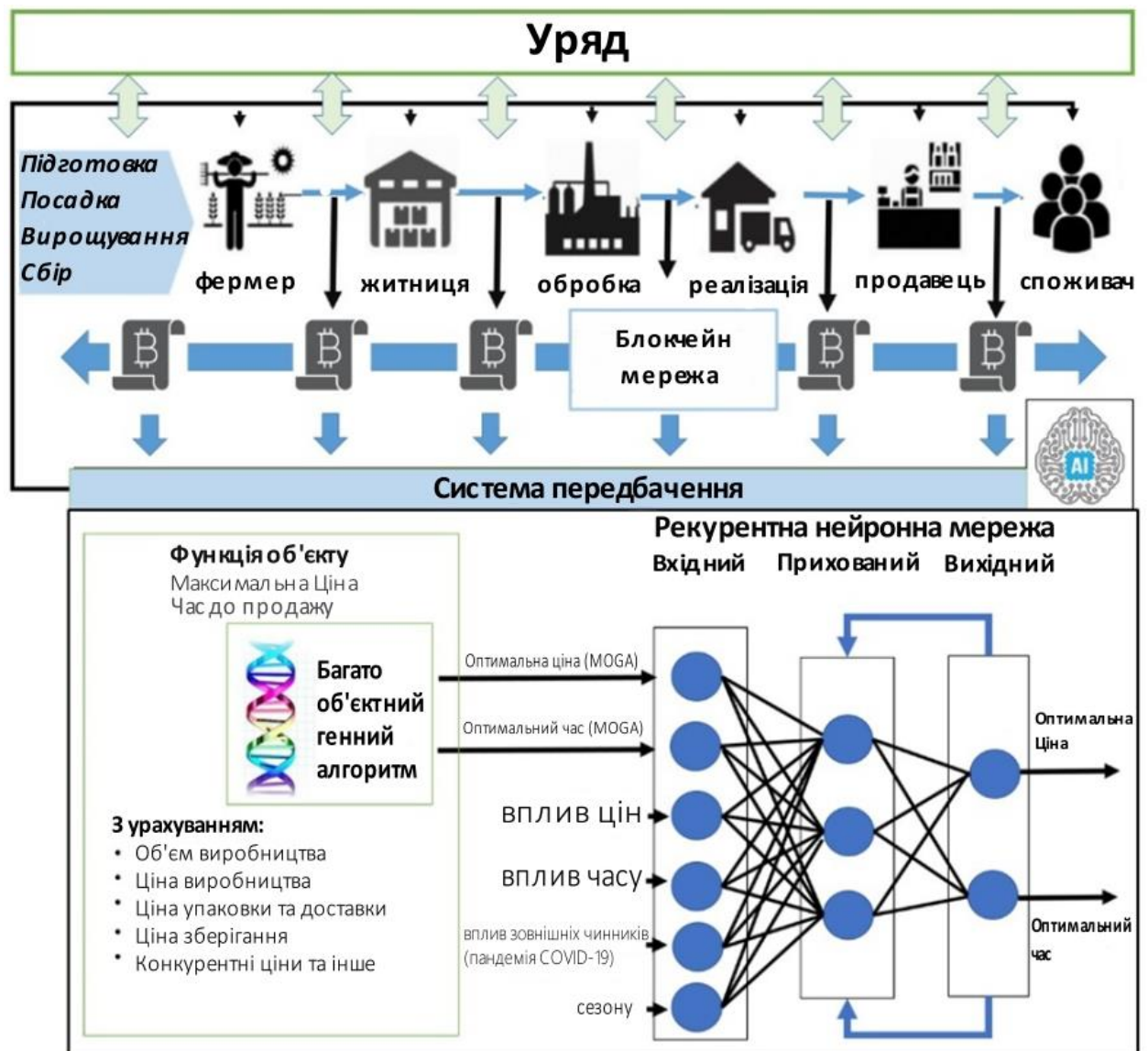
- Підвищення ефективності управління замовленнями шляхом зниження витрат на рутинні операції та автоматизації.
- Оптимізація робочого часу фахівців з закупівель.
- Ефективне використання простору для зберігання.
- Рівномірне розподілення навантаження під час приймання товарів.

Застосування інформаційних технологій в бізнес прогнозуванні

Існують кілька типів систем прогнозування вартості продуктів харчування, що базуються на машинному навчанні (див. рис. 1). Серед них можна виділити наступні:

1. Регресійні моделі: Ці моделі використовуються для аналізу зв'язків між різними змінними та передбачення значень однієї змінної на основі значень інших змінних. У випадку передбачення вартості продуктів харчування, регресійні моделі дозволяють аналізувати залежність між цінами на продукти харчування та факторами, такими як сезонність, економічне зростання, зміни податків, коливання валютних курсів та інші важливі чинники.

Рис 1. – Узагальнена модель роботи систем з передбачення цін на основі машинного навчання



Існують різні типи систем передбачення вартості продуктів харчування на основі машинного навчання (див. рис. 1), включаючи:

- Моделі часових рядів: Ці моделі використовуються для аналізу зміни значень змінної протягом часу. Вони можуть застосовуватись для прогнозування цін на продукти харчування на основі історичних даних про ціни та інші змінні.
- Нейронні мережі: Це потужний інструмент машинного навчання, що дозволяє аналізувати та прогнозувати складні залежності між різними змінними. Нейронні мережі можуть бути використані для прогнозування цін на продукти харчування на основі великої кількості історичних даних про ціни та інші фактори.
- Байєсівська мережа: Ця модель може застосовуватися для аналізу залежностей між ціною та різними факторами, такими як сезонність, місцезнаходження магазину, рівень попиту та інші. Вона є потужним інструментом машинного навчання, який допомагає оптимізувати стратегії ціноутворення та підвищує ефективність бізнесу.

Існують готові робочі системи, які вирішують завдання аналізу та прогнозування вартості продуктів харчування. Деякі з них включають:

IBM Food Trust: Це блокчейн-платформа, що надає рішення для управління ланцюгом постачання продуктів харчування. Вона також має систему прогнозування вартості продуктів харчування, яка використовує машинне навчання для прогнозування майбутніх цін на основі історичних даних та інших факторів.

- Agroptima: Це платформа, призначена для управління фермерськими угіддями та врожаями. Вона також включає систему передбачення вартості продуктів харчування на основі машинного навчання, що допомагає фермерам приймати обґрунтовані рішення щодо цін на свої продукти.
- Ripe.io: Це компанія, яка також розробляє технології для управління ланцюгом постачання продуктів харчування за допомогою блокчейну та аналізу даних.
- CR4: Це міжнародна консалтингова компанія, що спеціалізується на розробці та впровадженні інноваційних рішень для роздрібної торгівлі.
- DataRobot: Це універсальна система для автоматизації машинного навчання, яка дозволяє користувачам без спеціальних знань з аналітики даних створювати та розгортати моделі машинного навчання для різних завдань, включаючи прогнозування цін на продукти харчування.

Такі системи допомагають зробити передбачення вартості продуктів харчування більш точними та забезпечують підтримку в управлінні цінами та постачанням.

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ В ОБЛАСТІ СИСТЕМ ПРОГНОЗУВАННЯ

Аналіз ринку мережевої торгівлі продуктами харчування

На теперішній час супермаркети є домінуючим торговим форматом в Україні, але, за думкою експертів, у найближчі часи збільшиться частка дискаунтерів, оскільки цей формат знаходиться тільки в початковій стадії розвитку в Україні. Згідно з традиційною класифікацією торгових мереж операторів поділяють на регіональні, національні, локальні та міжнародні.



На даний момент, локальні та національні мережі продовольчої роздрібної торгівлі є ключовими драйверами розвитку роздрібного сектору в Україні. При аналізі тенденцій роздрібної торгівлі в Україні, важливо звернути увагу на провідних учасників цього сегменту. На сьогоднішній день у країні існує близько 50 значних роздрібних мереж, таких як "Фоззі-груп", "АТБ-груп", "NOVUS", "Веллмарт" і т.д.

Аналіз тенденцій у розвитку торговельних мереж в Україні показує постійне оновлення наявних форматів. Замість гастрономічних магазинів поступово з'являються дискаунтери та магазини біля дому. Також, великі міста все більше розвивають концепцію "молі" - багатофункціональних торговельних комплексів. Найпоширенішими форматами мережевого ритейлу є супермаркети, які пропонують широкий асортимент продуктів першої необхідності, та гіпермаркети, які є динамічним сегментом роздрібної торгівлі та зазвичай розташовані віддалено від місць проживання населення.

Дані Державної служби статистики України свідчать про тенденції розвитку основних об'єктів роздрібної торговельної мережі, таких як супермаркети та гіпермаркети. Незважаючи на загальне скорочення кількості магазинів в Україні, кількість супермаркетів та гіпермаркетів постійно зростає. У 2020 році їх частка в загальній кількості

торговельних підприємств зросла майже у 2,5 рази порівняно з 2009 роком (з 1,73% до 4,22%) [4]. Експерти роздрібного ринку прогнозують, що в найближчому майбутньому конкуренція переміститься з брендів на формати магазинів [5]. Це впливає на споживачів, що стають уважнішими до своїх витрат і вибирають певні формати магазинів. Водночас, роздрібні мережі спрямовуються на розвиток певних напрямків торгівлі, а також на поглинання інших мереж або окремих магазинів, які не можуть ефективно розвиватися в українських умовах.

Згідно з даними GT Partners Ukraine, у 2020 році розподіл різних форматів магазинів в загальному обсязі роздрібних мереж складався наступним чином (рис. 1): преміум-сегмент - 1%, супермаркети - 39%, гіпермаркети - 18%, магазини біля дому - 8% [5].

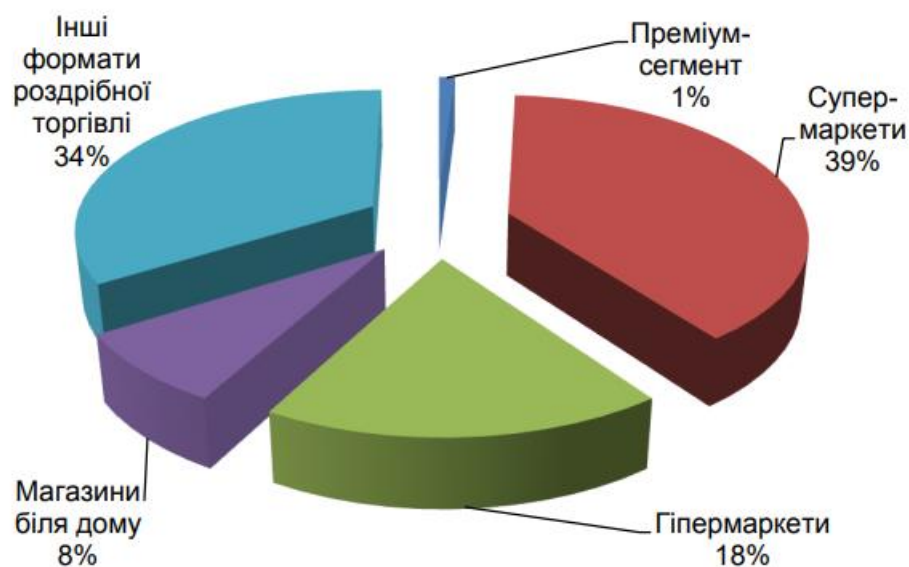


Рис. 2. Доля різних форматів магазинів роздрібної торгівлі

Ритейлова сфера в Україні значно зазнала впливу пандемії коронавірусу та карантинних обмежень [5]. З цим пов'язане раптове зростання інтернет-магазинів у сегменті продуктової роздрібної торгівлі. Такі відомі роздрібні мережі, як АТБ, "Сільпо" і "Фора", запустили свої власні інтернет-магазини та почали надавати послуги "click and collect" та "click and drive".

Сучасний ринок роздрібної торгівлі продовжує зазнавати змін, і ця тенденція триває. Учасникам ринку роздрібної торгівлі необхідно переглянути свої існуючі бізнес-підходи та розробити нові моделі, що відповідають сучасним вимогам і цінностям споживачів. Усі ці фактори потребують ретельного аналізу і своєчасного ухвалення управлінських рішень, включаючи впровадження сучасних інформаційно-технологічних рішень, зокрема методів машинного навчання.

Прогнозування за допомогою регресійного аналізу

Регресійний аналіз - це галузь математичної статистики, яка вивчає методи аналізу залежності однієї змінної від іншої. У відмінну від кореляційного аналізу, регресійний аналіз спрямований на виявлення моделі цієї залежності у вигляді регресійної функції, а не просто встановлення наявності значимого зв'язку між сигналами.

Регресійний аналіз використовується в ситуаціях, коли залежність між змінними може бути виражена кількісно як комбінація цих змінних. Отримана комбінація використовується для передбачення значення залежної змінної, що обчислюється на основі заданого набору незалежних змінних. В найпростішому випадку для цього застосовуються стандартні статистичні методи, наприклад, лінійна регресія. Однак більшість реальних моделей виходять за рамки лінійної регресії, оскільки розміри продажів або фондові ціни є складними для передбачення через взаємозв'язки між багатьма змінними. Тому для прогнозування майбутніх значень потрібні більш складні методи.

Метою регресійного аналізу є встановлення конкретної аналітичної залежності між однією або кількома залежними змінними та однією або кількома факторними ознаками. Отримане рівняння регресії використовується для опису досліджуваного процесу, прогнозування, вибору оптимального варіанту тощо.

Середньоінтервальні значення $\bar{Y}_{cp}$ визначаються за допомогою співвідношення

$$\bar{Y} = \frac{\sum m_i y_i}{\sum m_i}$$

Доцільно використовувати спрощений метод обчислень шляхом переходу до нових значень функції

$$\bar{Y}'_i = \frac{Y_i - C_{y_i}}{\Delta Y}$$

де C_{y_i} – вибраний центр переходу до нових значень. Перетворені змінні переводяться в натуральні:

$$\bar{Y}_{cp} = \bar{Y}'_{cp} \cdot \Delta Y + C_{y_i}$$

де ΔY – величина інтервалу.

Середньоінтервальні значення функції Y відображаються на кореляційному полі у вигляді інтервалів змінної X_i . Ці інтервали з'єднуються, утворюючи ламану лінію, яку називають емпіричною лінією регресії. Закон великих чисел підтверджує, що при зростанні числа спостережень, емпірична лінія регресії стає все більш згладженою.

Граничне положення, до якого прямує емпірична лінія регресії при нескінченному збільшенні числа спостережень, називається теоретичною лінією регресії. Процес знаходження цієї лінії називається вирівнюванням емпіричної лінії регресії.

У кореляційному аналізі велику роль відіграє вибір математичної форми рівняння, яке найкраще описує досліджуваний процес. Математичні функції, що використовуються для опису залежності, можуть бути різноманітними.

Лінійні рівняння регресії, такі як наведені нижче, є найпоширенішими:

Лінійні рівняння регресії мають кілька переваг, так як їх параметри легко визначаються, вони зручні в застосуванні, а теорія лінійної кореляції добре вивчена. Проте лінійна залежність має свої особливості, які обмежують її застосування при вивченні та врахуванні економічних явищ.

Регресивні моделі поєднують кілька незалежних функцій, утворюючи лінійну функцію, яка допомагає інтерпретувати залежності між різними факторами. Лінійні регресивні моделі також дозволяють отримати прогнозні результати швидше, ніж інші моделі.

Нелінійні регресивні моделі є складнішими у визначенні їх параметрів [21]. Автогресивні моделі, такі як Бокса-Дженкінса, є дуже популярними статистичними моделями [22]. У відкритому доступі легко знайти приклади використання авторегресивних моделей (ARIMA, ARIMAX, GARCH, ARDLN) для прогнозування часових рядів у різних предметних областях [23]. Ці моделі ґрунтуються на інформації, що міститься у попередніх даних прогнозованих рядів, що обмежує їх можливості. Методологія ARIMA не вимагає використання конкретної моделі для прогнозування конкретного часового ряду. Замість цього, вона визначає загальний клас моделей, які дозволяють виразити поточне значення змінної через її попередні значення. Далі алгоритм вибирає найбільш підходящу модель прогнозування.

Оскільки реальні процеси часто є складними, нерівномірними і мають екстремальні значення, а також взаємозв'язані чинники можуть діяти в різних напрямках, лінійні

методи не завжди є достатньо обґрунтованими. Це призводить до необхідності використання нелінійних рівнянь.

Прогнозування за допомогою часових рядів

У цьому розділі розглядається задача прогнозування багатовимірних стохастичних часових рядів в умовах структурної і параметричної невизначеності. Оскільки в загальному випадку природа спостережень є невідомою послідовністю, найбільш адекватним підходом до прогнозування в цій ситуації є використання штучних нейронних мереж, які дозволяють відновлювати нелінійні залежності на основі минулих спостережень [5].

У цьому контексті, для прогнозування використовується штучна нейромережа, яка представляє нелінійну авторегресійну (NAR) модель, а оцінка (прогноз) значення позначається як $\hat{x}(k)$, а отримане значення на виході нейромережі позначається як $x(k)$. Помилка прогнозування позначається як $e(k)$.

Можливість і ефективність використання МАК-моделі (Мультишарова Апроксимуюча Композиція) в задачах прогнозування визначається теоремою Текенса про дифеоморфізми [16]. Ця теорема стверджує, що існує порядок моделі, при якому можна досягти довільно малого значення помилки $e(k)$, і МАК-модель має універсальні властивості апроксимації.

На Рисунку 2.1 зображена архітектура багатошарової нейронної мережі з прямою передачею інформації. Вхідний (нульовий) шар цієї мережі складається з ліній затримки z^{-1} з відводами.

Рисунок 2.2 показує схему стандартного формального статичного нейрона першого шару ($l = 1, 2, \dots, L$). Ці схеми аналогічні схемам В якості основи для побудови МАК-моделей найчастіше використовуються багатошарові мережі з прямою передачею інформації. Вхідний (нульовий) шар таких мереж складається з ліній затримки z^{-1} з відводами. Архітектура багатошарової мережі показана на Рисунку 2.1, а схема стандартного формального статичного нейрона першого шару ($l = 1, 2, \dots, L$) представлена на Рисунку 2.2. Ці схеми відповідають схемам трьохшарового перцептрона з точністю до позначень.

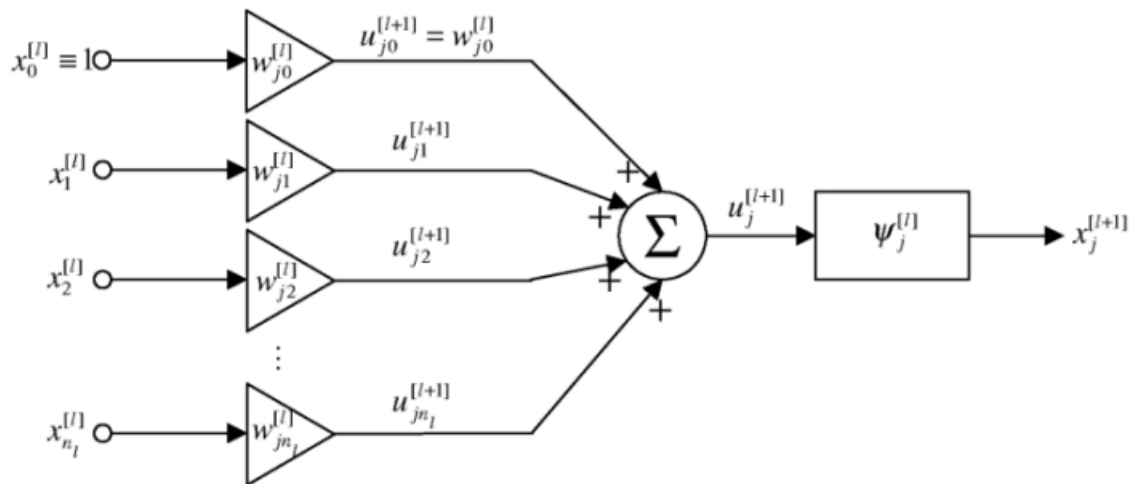


Рисунок 2.2 – Статистичний нейрон

На перший прихований шар мережі надходить мірний вектор $x[1]$, який формується в нульовому шарі за допомогою елементів затримки z^{-1} ($2-1x$ ($l < -1$)) і включає минулі значення прогнозованого часового ряду $x(k-1)$, $x(k-2)$, ..., $x(k-n_A[1])$. Вихідним сигналом першого прихованого шару є вектор x розміром $n_2 \times 1$, який подається на вхід другого прихованого шару і так далі. На виході L -го (вихідного) шару отримуємо прогнозний сигнал. Кожен шар мережі виконує нелінійне відображення і є стандартним статистичним нейроном, що використовується як "будівельний блок".

$$x_j^{[l+1]} = \psi_j^{[l]}(u_j^{[l+1]}) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n_l} u_{ji}^{[l+1]} \right) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n_l} w_{ji}^{[l]} x_i^{[l]} \right)$$

Мережа включає в себе невідомих параметрів, які настраюються за допомогою процедури зворотного поширення помилок. Вона складається з двох основних компонентів: статичної нейронної мережі, яка відповідає за нелінійне відображення, і динамічної пам'яті на елементах затримки, яка дозволяє генерувати на виході сигнал, залежний від часу. Ці мережі також відомі як нейронні мережі з тимчасовими затримками і широко використовуються в задачах прогнозування різних часових

послідовностей. Однак, їх загальним недоліком є велика кількість параметрів ваг і низька швидкість навчання, що може створювати проблеми, особливо при роботі в реальному часі.

Прогнозування часових рядів із застосуванням нейронних мереж

На сьогоднішній день, розглядаючи рекурентні нейронні мережі, можна зробити висновок, що найбільш сучасні та успішні з них виникли зі структури, відомої як багатошаровий перцептрон або мережа прямого поширення з проміжними шарами. З часом ці мережі претерпіли значні зміни і нейронні мережі нового покоління стали простішими у будові, при цьому ефективно вирішують завдання запам'ятовування послідовностей. Наприклад, мережа Елмана, яка на сьогоднішній день є дуже популярною, має додаткові входи, відомі як контекст, куди надходить зворотний сигнал з внутрішнього шару. Ці нейрони зберігають інформацію про попередній вхідний вектор, що дозволяє враховувати не лише поточний стимул, а й попередній.

Мережі Елмана потенційно придатні для прогнозування, зокрема для тимчасових рядів. Однак, нейронні мережі прямого поширення також успішно справляються з цим завданням, хоча не в усіх випадках. Наприклад, задача прогнозування часових рядів (ЧР) є одним з найпопулярніших варіантів. Вона включає вибір вхідного вектора з N відліків і його поділ на навчальну, тестову та контрольну вибірки, які подаються на вхід до нейронної мережі. Результат прогнозу представляється значенням часового ряду у потрібний момент часу.

На практиці тимчасові ряди часто мають шуми, що ускладнює задачу прогнозування. Використання колекцій нейронних мереж прямого поширення може допомогти знизити помилки, але це призводить до складнішої структури і довшого часу навчання.

Сучасні рішення в галузі прикладного штучного інтелекту підтримують автоматизацію процесу прийняття рішень. Застосування передбачувальної аналітики у додатках дозволяє керувати рішеннями в розумних автоматизованих системах, які краще реагують на змінюючуся динаміку ринку.

Нові версії продуктів також підтримують імпорту та виконання прогнозних моделей на мові PMML, що є стандартом для обміну інформацією між платформами машинного навчання. Це дозволяє використовувати ці моделі в рішеннях для автоматизації досягнення бізнес-цілей.

Використання аналітики для прогнозування в рамках моделі DMN не тільки автоматизує аналіз даних та виконання дій, але також дозволяє краще розуміти процеси, якими автоматизована система приходить до певних висновків. Це збільшує прозорість та контроль над процесами прийняття рішень і сприяє виконанню різних нормативних вимог.

Однак, для точного і повного прогнозування рекомендується використовувати рекурентні нейронні мережі (РНС). РНС є варіантом штучної нейронної мережі, де вихідні дані одного часового інтервалу використовуються як вхідні дані для наступного інтервалу. Це дозволяє РНС приймати рішення на основі як поточних, так і попередніх вхідних даних.

Даний метод прогнозування послідовностей демонструє вищу ефективність порівняно з рішеннями, що базуються на стандарті DMN, роблячи його більш підходящим для прогнозування послідовних даних. Застосування рекурентної мережі Елмана дозволяє вирішувати задачу прогнозування навіть у сильно зашумлених тимчасових рядах, що є особливо важливим для бізнесу. Загалом, ця мережа має структуру з трьох шарів та додатковий набір "контекстних" елементів на вході. Зворотні зв'язки йдуть від прихованого шару до цих елементів, і кожен зв'язок має фіксовану вагу, що дорівнює одиниці. На кожному часовому кроці вхідні дані передаються нейронам в прямому напрямку, і на них застосовується правило навчання. Через фіксовані зворотні зв'язки, контекстні елементи завжди зберігають копію значень з прихованого шару на попередньому кроці, оскільки вони передаються у зворотному напрямку перед застосуванням правила навчання.

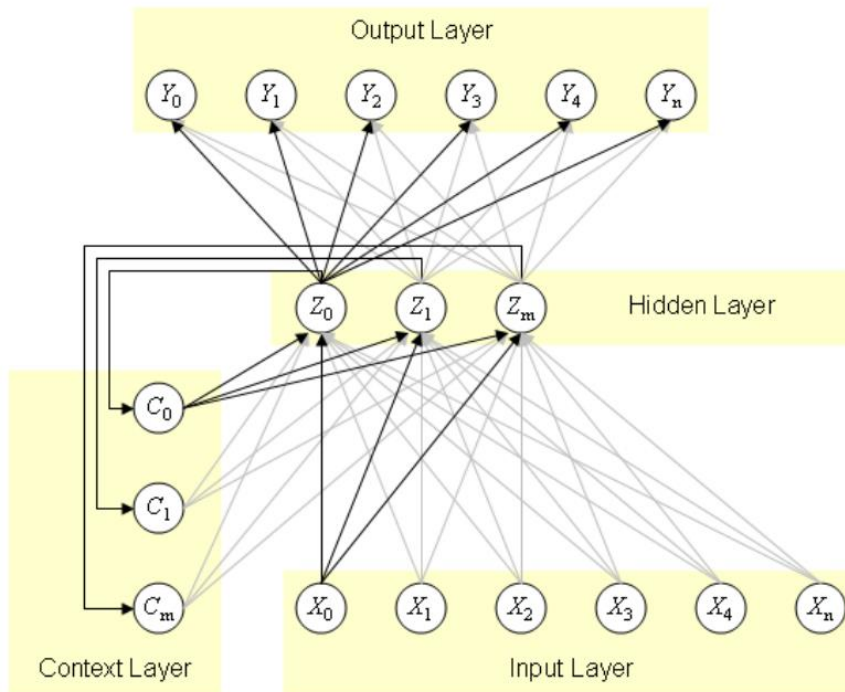


Рисунок 2.3 – Мережа Елмана

Таким чином, шум тимчасового ряду поступово нівелюється, і разом з ним мінімізується і помилка: ми отримуємо прогноз, який в загальному випадку буде точніше, ніж результат класичного підходу, що в ряді західноєвропейських дослідницьких робіт підтверджується експериментально.

Моделі на базі ланцюгів Маркова

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх. У зв'язку з цим процеси, що моделюються ланцюгами Маркова, повинні відноситись до процесів з короткою пам'яттю. Приклад ланцюга Маркова для процесу, що має три стану, представлений на рис.

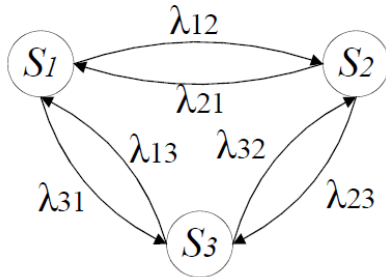


Рис Ланцюг Маркова з трьома станами

Тут $S_1, \dots, S_3$ – стан процесу $Z(t)$; λ_{12} - ймовірність переходу зі стану S_1 в стан S_2 , λ_{23} - ймовірність переходу зі стану S_2 в стан S_3 і т. д. При побудові ланцюга Маркова визначається безліч станів і ймовірності переходів. Є поточний стан процесу S_i , то в якості майбутнього стану процесу вибирається такий стан S_j , ймовірність переходу в яке (значення λ_{ij}) максимальна.

Таким чином, структура ланцюга Маркова і ймовірності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу і його поточним значенням.

Інші моделі та методи прогнозування

Крім класів моделей прогнозування, розглянутих вище, існують менш поширені моделі і методи прогнозування. Головним недоліком моделей і методів, згаданих у цьому розділі, є недостатня методологічна база, тобто недостатньо докладний опис можливостей як моделей, так і шляхів визначення їх параметрів. Крім того, у відкритому доступі можна знайти лише невелику кількість статей, присвячених застосуванню цих методів [52].

Метод опорних векторів (support vector machine, SVM) застосовується, наприклад, для прогнозування руху ринків і цін на електроенергію. В основу методу покладена класифікація, вироблена за рахунок переведення вихідних часових рядів, представлених в вигляді векторів, в простір більш високої розмірності і пошуку розділяючої гіперплощини з максимальним зазором в цьому просторі. Завдання прогнозування вирішується таким чином, що на етапі навчання класифікатора виявляються незалежні змінні (зовнішні фактори), майбутні значення яких визначають в якій з визначених раніше підкласів потрапить прогноз $Z(t)$.

Структурні моделі CART(classification and regression trees, CART) розроблені для моделювання процесів, на які надають вплив, як безперервні зовнішні фактори, так і категоріальні. Якщо зовнішні фактори, що впливають на процес $Z(t)$, неперервні, то використовуються регресійні дерева; якщо чинники категоріальні, то – класифікаційні дерева. У разі, якщо необхідно враховувати фактори обох типів, то використовуються змішані класифікаційно-регресійні дерева.

Модель на основі функцій передачі (transfer function, TF) застосовується для прогнозування процесу $Z(t)$ з урахуванням зовнішнього фактора $X(t)$. Рівняння, що відображає залежність майбутнього значення має вигляд

$$Z(t) = v(B)X(t) + \eta(t),$$

де B – оператор зсуву $B Z(t) = Z(t - 1), \dots, B^k Z(t) = Z(t - k)$.

Часовий ряд $\eta(t)$ характеризує зовнішнє збурення. При цьому функція $v(B)$ має вигляд

$$v(B) = v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + \dots \quad (1.11)$$

Коефіцієнти функції (1.11) v_i описують динамічні відносини між процесами $Z(t)$ і $X(t)$.

2.7 Оцінка помилки прогнозування часового ряду

Для оцінки якості обраної моделі, необхідно проаналізувати систему показників, що характеризують як адекватність моделі, так і її точність. Точність прогнозу визначає величина помилки (похибки) прогнозу. Помилка прогнозу ε_t – значення, що характеризує розбіжність між фактичним і прогнозним значеннями показника:

$$\varepsilon_t = \hat{Z}(t) - Z(t),$$

де $\hat{Z}(t)$ – прогнозне значення

$Z(t)$ – фактичне значення

Тоді формули для оцінок помилки прогнозування часових рядів для N відліків можна записати в наступному вигляді:

MAPE – середня абсолютна помилка у відсотках:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|Z(t) - \hat{Z}(t)|}{Z(t)} * 100\% \quad (1.12)$$

Дана оцінка (1.12) застосовується для часових рядів, фактичні значення яких значно більше 1. Наприклад, оцінки помилки прогнозування майже у всіх статтях наводяться як значення MAPE

Для рядів, що містять значення близькі до нуля, застосовують наступну оцінку помилки прогнозу. MAE – середня абсолютна помилка:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |Z(t) - \hat{Z}(t)| \quad (1.13)$$

Для оцінки помилки прогнозування цін на короткострокову перспективу коректніше використовувати MAE (1.13). При цьому, переглядаючи статті, можна скласти загальне враження про помилки короткострокового прогнозування, для якого MAPE зазвичай коливається від 1 до 5%; або помилки прогнозування цін на продуктів, для якого MAPE коливається від 5 до 15% залежно від періоду і ринку.

Крім зазначених іноді використовують інші оцінки помилки, наведені нижче. MSE – середньоквадратична помилка:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Z(t) - \hat{Z}(t))^2 \quad (1.14)$$

RMSE – квадратний корінь з середньоквадратичної помилки:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (1.15)$$

ME – середня помилка:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Z(t) - \hat{Z}(t))$$

SD – стандартне відхилення:

$$SD = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{Z}(t) - ME)^2,$$

де ME – середня помилка, визначена за формулою вище

Висновки до розділу 1

1. Для мереж, що ведуть торгівлю харчовими продуктами найбільш актуальні коротко- та середньострокові прогнози ціни. Близьке до точного прогнозування майбутніх цінових показників дозволяє планувати запаси та зменшувати витрати на зберігання продуктів.

2. Для вирішення завдань прогнозування ціни зазвичай використовують лінійні регресійні моделі, засновані на аналізі часових рядів. Основним недоліком лінійних моделей є те, що вони описують саме лінійну залежність між впливають факторами і результатом, в той час як прогнозування ринку призводить до більш складних залежностей. Іншим суттєвим недоліком лінійних моделей є чутливість до шумів в даних.

3. Література з прогнозування цін зазвичай поділяється на п'ять областей: теоретичні моделі ігор, фундаментальні методи, що використовують фізичні та економічні фактори, моделі з використанням статистичних властивостей торгівлі для оцінки ризику та похідних інструментів, статистичні моделі, що містять часові ряди та економетричні моделі, та методи штучного інтелекту. При прогнозуванні цін на короткі терміни зазвичай використовують статистичні методи та штучний інтелект показали.

4. Серед статистичних методів часто використовують використовується регресійний аналіз. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між вихідної змінної і зовнішніми факторами. При цьому коефіцієнти регресії можуть визначатися методом найменших квадратів або методом максимальної правдоподібності.

5. В даний час найпопулярнішою серед структурних моделей є модель на основі штучних нейронних мереж (ANN), за допомогою яких можливе моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень і від зовнішніх чинників. Нелінійна залежність визначається структурою мережі і функцією активації

3. ПОБУДОВА МОДЕЛІ ДЛЯ ПРОГНОЗУ ВАРТОСТІ ХАРЧОВИХ ПРОДУКТІВ

Для створення самостійного прогнозу цін продуктів харчування ми обрали мову програмування Python, зокрема її бібліотеку NumPy.

Мова програмування Python

Python — це мова розробки високого рівня і використовується для загального призначення. Його філософія дизайну - читабельність коду з використанням відступів. Python використовує динамічну типізацію а також вбудований колектор сміття. Він підтримує кілька парадигм розробки, структуроване функціональне програмування, процедурне, об'єктно-орієнтоване програмування. Гвідо ван Россум почав працювати над Python наприкінці 1980-х як наступником мови програмування ABC і вперше випустив її в 1991 році. Синтаксис ядра мови мінімалістичний. Python використовує легкий і доступний синтаксис та дозволяє швидке програмування будь-яких застосунків.

Наразі Python застосовують для розробки веб-додатків, бекенду, кодування обчислень та кодування системних скриптів. Недоліком Python є повільне виконання на відміну від компільованих мов програмування, таких як C++ або C.

Бібліотека NumPy

NumPy - це бібліотека, загально-доступний модуль мови програмування Python код якої відкритий. NumPy застосовується для роботи з масивами, NumPy має здатність для роботи в сфері перетворення Фур'є та матриць, лінійної алгебри. NumPy (Numeric Python) дозволяє базові методи для процесінгу з великими матрицями і масивами [8]. NumPy дозволяє використовувати і числові і математичні перетворення у вигляді прескомпільованих, швидких функцій. Функції надалі роблять високорівневі пакети, які забезпечують схожий функціонал з функціоналом MatLab. Недоліки NumPy: Що стосується недоліків, то, якщо порівняти масиви вбудовані в мову програмування Python і масиви, вбудовані у NumPy, другі є строго типізованими,

тобто в масиві не може бути елементів різного типу. Ще один недолік це необхідність що використання numpy тільки з іноді PyPy CPython. Переваги NumPy: — стрімка обробка даних у вигляді векторів та матриць. Стрімка обробка даних досягнута за рахунок того, що більшість функціоналу NumPy розроблено на C++; — при розробці векторів, матриць, та інших об'єктів реалізована оптимізація пам'яті; — Cython – для кодування власного коду за допомогою numpy для векторизації довільної операції

Нами побудована програма на базі датасету, що містить пари (інтерес споживача; ціна). Вона робить прогноз щодо ціни на товари у відповідності до інтересу споживача, який вводиться.

Під інтересом споживача ми розуміємо інтеграл відношення попиту до пропозиції товарів на ринку за деякий проміжок часу, вважаємо що він знаходиться у межах $[0 ; 1]$.

Наш стохастичний алгоритм буде прогнозує функцію виходячи із припущення, що інтерес споживача і ціна на продукти мають поліноміальну залежність.

Ми розглядали датасет для довільного продукту у такому виді, вважаючи що подібну статистику завжди можна зібрати не тільки за квартал, але і за тиждень, за місяць тощо. Числа, які описують інтереси споживачів, щодо продуктів, можна також отримати у результаті експертних оцінок.

В прикладі ми використали наступні дані:

Інтерес споживача	0,1	0,2	0,3	0,4
Вартість продуктів у кварталі	80	89	95	100

У результаті програма на підставі внесення інтересу споживача, отримує прогноз щодо вартості продукту на наступний період (квартал). Результат видно на рисунку:

```

Python 3.10.6 (main, Mar 10 2023, 10:55:28) [GCC 11.3.0] on linux
Type "help", "copyright", "credits" or "license" for more information.
>>> script_code = open("./script.py").read()
>>> exec(script_code)
Enter the length of the vectors: 4
Enter the known consumer interests (space-separated): 0.1 0.2 0.3 0.4
Enter the known costs (space-separated): 80 89 95 100
Input consumer interest for some period : 0.1
Approximate cost will be : 80.0
Input consumer interest for some period : 0.2
Approximate cost will be : 89.0
Input consumer interest for some period : 0.3
Approximate cost will be : 94.99999999999999
Input consumer interest for some period : 0.4
Approximate cost will be : 100.00000000000003
Input consumer interest for some period : 0.5
Approximate cost will be : 106.00000000000003
Input consumer interest for some period : 0.5
Approximate cost will be : 106.00000000000003
Input consumer interest for some period : 0.6
Approximate cost will be : 115.00000000000016
Input consumer interest for some period : 0.25
Approximate cost will be : 92.25
Input consumer interest for some period : 0.34
Approximate cost will be : 97.008
Input consumer interest for some period : 0.0
Approximate cost will be : 65.99999999999997
Input consumer interest for some period : █

```

Таким чином отримані дані дають можливість робити короткострокові прогнози за допомогою статистичного методу.

ДОДАТОК А. КОД ПРОГРАМИ

Код:

```
import math
```

```
import numpy as np
```

```
class Vector2D:
```

```
    def init(self):
```

```
        self.x = []
```

```
        self.y = []
```

```
        self.length = 0
```

```
    def get_length(self):
```

```
        return self.length
```

```
    def input_vector(self):
```

```
        length = int(input("Enter the length of the vectors: "))
```

```
        x_coordinates = input("Enter the known consumer interests (space-separated): ")
```

```
        y_coordinates = input("Enter the known costs (space-separated): ")
```

```
        x_list = x_coordinates.split(" ")
```

```
        y_list = y_coordinates.split(" ")
```

```
        if len(x_list) != length or len(y_list) != length:
```

```
            raise ValueError("The number of inputs does not match the specified length.")
```

```
        self.x = [float(x) for x in x_list]
```

```
        self.y = [float(y) for y in y_list]
```

```
self.length = length
```

```
class Polynomial:
```

```
    def init(self, coefficients):
```

```
        self.coefficients = coefficients
```

```
    def evaluate(self, x):
```

```
        result = 0
```

```
        for i, coef in enumerate(self.coefficients[::-1]):
```

```
            result += coef * (x ** i)
```

```
        return result
```

```
def interpolate_polynomial(points):
```

```
    x_values, y_values = zip(*points)
```

```
    n = len(points)
```

```
    coefficients = []
```

```
    for i in range(n):
```

```
        coef = y_values[i]
```

```
        for j in range(n):
```

```
            if j != i:
```

```
                coef /= (x_values[i] - x_values[j])
```

```
                coef /= (1.0 / x_values[i] - 1.0 / x_values[j])
```

```
        coefficients.append(coef)
```

```
    return Polynomial(coefficients)
```

```
def find_optimal_polynomial(points , llen):
```

```
    x_values, y_values = zip(*points)
```

```
    n = len(points)
```

```
    A = np.zeros((n, llen))
```

```
    b = np.zeros(n)
```

```
    for i in range(n):
```

```
        x = x_values[i]
```

```
        y = y_values[i]
```

```
        llist = []
```

```
        for j in range(llen):
```

```
            llist.append(x**j)
```

```
        A[i] = llist[::-1]
```

```
        b[i] = y
```

```
    coefficients = np.linalg.solve(A, b)
```

```
    return Polynomial(coefficients.tolist())
```

```
# Define vector
```

```
points = Vector2D()
```

```
Vector2D.input_vector(points)
```

```
# Find the optimal polynomial
```

```
poly = find_optimal_polynomial(list(zip(points.x, points.y)), 4)
```

```
while True:
```

```
    arg = float(input("Input consumer interest for some period : "))
```

```
    result = poly.evaluate(arg)
```

```
    print("Approximate cost will be : ",result)
```

При розгляді статей про подібні системи, часто наголошується, що існує проблема використання подібних систем через необхідність великої кількості необхідного обладнання та його вартості, а також через витрати на обслуговування цього обладнання [\[1\]](#).

Крім того, у більшості статей не представлені конкретні приклади вже введених в експлуатацію систем, а також їх порівняльні аналізи [\[2\]](#). Це ускладнює розуміння практичної застосування цих систем та їх ефективності в порівнянні з іншими існуючими методами. У зв'язку з цим, необхідно детальніше розглянути дослідження, в яких наводяться конкретні приклади та проводяться порівняльні аналізи різних систем передбачення цін на продукти харчування. Це допоможе краще зрозуміти, які системи є найбільш ефективними і як вони можуть бути застосовані на практиці в різних ситуаціях.

Висновок

Системи передбачення цін продуктів харчування мають свої плюси та мінуси. Вони забезпечують велике збільшення продуктивності всіх ланцюжків виробництва та збуту продуктів, незалежно від виду продукції. Це також полегшує контроль і зменшує витрати на всіх етапах. Однак, вартість впровадження подібних систем досить висока, потрібна велика кількість датчиків та інших систем моніторингу, безліч фахівців для подальшої експлуатації, а також складна інфраструктура, що може створити проблеми для малих бізнесів з обмеженими ресурсами. Тому, застосування таких систем слід оцінювати залежно від масштабів бізнесу та доступності ресурсів для впровадження та обслуговування системи.

Список літературних джерел:

1. Omar Ahumada, J. Rene Villalobos, A. Nicholas Mason. Tactical planning of the production and distribution of fresh agricultural products under uncertainty. *Agricultural Systems*, 2012, Vol. 112, pp. 17-26.
2. Rayda Ben Ayed, Mohsen Hanana, Artificial Intelligence to Improve the Food and Agriculture Sector. *Journal of Food Quality*, 2021, Vol. 2021, 5584754.
3. M. I. Jordan, T. M. Mitchell, Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 2015, Vol 349, Issue 6245, pp. 255-260.
4. Abhijit Suprem, Nitaigour Mahalik, Kiseon Kim, A review on application of technology systems, standards and interfaces for agriculture and food sector. *Computer Standards & Interfaces*, 2013, Vol. 35, Issue 4, pp. 355-364.
5. X. Ma, S. Wang, and Q. Bai, Coordination of production scheduling and vehicle routing problems for perishable food products. *International Journal of Internet Manufacturing and Services*, 2018, Vol. 6, No. 1, pp. 79-96.
6. Fajar Delli Wihartik, Sri Nurdianti, Agus Buono, Edi Santosa, Agricultural Price Prediction Models: A Systematic Literature Review. *Proceedings of the 11-th Annual International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Singapore, 2021, pp. 2927-2934.