

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
Кафедра _____ Програмної інженерії _____

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

другий (магістерський)

Дослідження методів прогнозування за допомогою машинного
навчання та з використанням нейронних мереж

Виконав: студент 2 курсу, групи ІПЗм-17-1
спеціальності 121- Інженерія програмного забезпечення
спеціалізації Інженерія програмного забезпечення

Керівник Рубан А.С.
к. т. н. Вечур О.В.

Допускається до захисту

Зав. кафедри, проф. _____

Дудар З.В.

2019 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Програмної інженерії _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 121-Інженерія програмного забезпечення _____
(код і повна назва)

освітньо-професійна програма _____ Інженерія програмного забезпечення _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

**ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ**

студентові _____ Рубану Антону Сергійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Дослідження методів прогнозування за допомогою машинного навчання та з використанням нейронних мереж _____
затверджена наказом по університету від “ _____ ” _____ 20 ____ р № _____

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____

3. Вихідні дані до роботи методи прийняття колективних рішень, пояснювальна записка, мінімальні вимоги до функціональності моделі. Дослідити методи та моделі прогнозування, які вже існують та використовуються, для прогнозування попиту на інноваційну продукцію.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі мета роботи, аналіз проблемної галузі і постановка задачі, огляд методів машинного навчання, дослідження методів та моделей прогнозування.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслень, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) мета завдання, обґрунтування доцільності встановленої задачі, постановка задачі, аналіз існуючих методів та моделей прогнозування, використання моделей у побудові нейронної мережі, дослідження зачачі прогнозування на окремому прикладі, демонстраційні матеріали.

6. Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Спецчастина	доц. Вечур Олександр Володимирович		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка *
1.	Аналіз предметної галузі	19 березня 2019р.	
2.	Огляд методів та моделей прогнозування	10 квітня 2019р.	
3.	Інструменти прогнозування	20 квітня 2019 р.	
4.	Підготовка пояснювальної записки	25 травня 2019р.	
5.	Спецчастина	26 травня 2019р.	
6.	Підготовка презентації та доповіді	30 травня 2019р.	
7.	Попередній захист	05 червня 2019р.	
8.	Нормоконтроль, рецензування	07 червня 2019р.	
9.	Занесення диплома в електронний архів	15 червня 2019р.	
10.	Допуск до захисту у зав. Кафедри	16 червня 2019р.	
* заповнюється вручну після виконання чергового пункту			

Дата видачі завдання _____ 2018 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Вечур О.В.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка до атестаційної роботи: 83 с., 40 рис., 1 табл., 3 додатки, 83 джерел.

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ, ЕКСПЕРТНІ ОЦІНКИ, прогнозних моделей, МОДЕЛЬ ДАНИХ, крива ЗРОСТАННЯ, МОДЕЛЬ БАССА, НЕЙРОН, НЕЙРОННИНЕ МЕРЕЖІ, МЕТОДИ НАВЧАННЯ нейронних мереж, СИСТЕМНА ДИНАМІКА.

На підставі аналізу різних методів і моделей прогнозування, проведена класифікація методів, які призначенні для застосування у прогнозуванні та використання у нейронних мережах. Наведено функції для прогнозної моделі та розроблені критерії і процедури вибору найбільш підходящих методів та моделей.

Для верифікації моделей прогнозування, були використані дані попиту на економічних ринках, були розглянуті попередні дослідження і прогнози. Для перевірки моделей, порівняли отримані результати прогнозування з реальними показниками на ринках.

Новизна основних положень атестаційної роботи підтверджена аналізом науково-методичної літератури.

Explanatory note to the attestation work: 83 p., 40 pic, 1 table, 3 additions, 83 sources.

PROGNOSTIC METHODS, EXPERT ASSESSMENTS, FORECAST MODELS, DATA MODEL, GROWTH curve, bass model, neuron, neural network, neural network teaching methods, SYSTEM DYNAMICS.

Based on the analysis of various methods and models of forecasting, a classification of methods, intended for application in prognostication and use in neural networks, has been carried out. The functions for the forecast model are presented and the criteria and procedures for choosing the most appropriate methods and models are developed.

For verification of forecasting models, demanded data was used in economic markets, previous studies and forecasts were considered. To test the models, we compared the results of forecasting with real indicators in the markets.

The novelty of the main provisions of attestation work is confirmed by the analysis of scientific and methodological literature.

ЗМІСТ

Вступ.....	4
1. Аналіз методів і моделей прогнозування.....	5
1.2 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ	11
1.2.1 Експертний метод прогнозування	11
1.2.2 Дослідження споживчого попиту і ринку	14
1.2.3 Методи причинно-наслідкових зв'язків	17
1.2.4 Тестування дослідним методом	18
1.2.5 Методи штучного інтелекту.....	21
1.3 ІНСТРУМЕНТИ МОДЕЛЮВАННЯ	23
1.3.1 Імітаційні моделі.....	23
1.3.2 Нейронні мережі	24
2. Навчання нейронних мереж	29
2.1. БУДОВА БІОЛОГІЧНОГО НЕЙРОНА	29
2.2. МОДЕЛЬ ШТУЧНИХ НЕЙРОНІВ.....	31
2.3. ОБЛАСТЬ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	38
2.4. МЕТОДИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	41
2.5 НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ЕЛЕКТРОМОБІЛІ	48
3. Перевірка моделей на їх достовірність	54
3.1. МОДЕЛЬ СИСТЕМНОЇ ДИНАМІКИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ	54
3.2. ПОРІВНЯННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ	60
3.3 ВЕРИФІКАЦІЯ МОДЕЛІ З НАВЧЕНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖЕЮ.....	61
Висновки.....	62
Перелік посилань	63
Додаток А	70
Додаток Б.....	72
Додаток В	75

ВСТУП

В даний час для бізнесу актуальна проблема вибору методів та інструментів економічного прогнозування інноваційної продукції. Незважаючи на певну кількість методів, аналітичного інструментарію і різноманітних програмних продуктів, деякі з них здатні надати досліднику адекватне рішення проблеми.

Успішна діяльність будь-якої компанії багато в чому залежить від ефективності вироблених в компанії процесів, зокрема вироблення стратегії на тривалий період часу. Найчастіше правила, за якими функціонує компанія, призводять до несприятливих наслідків через неправильних рішень, прийнятих на основі хибних прогнозів бізнес процесів.

Багато компаній, особливо великі, використовують різні інструменти з прогнозування попиту продукції, що випускається, для створення моделей своїх бізнес-процесів і їх аналізу з метою виявлення неврахованих і неочевидних взаємодій між елементами аналізованої системи.

Метою даної роботи є дослідження методів та моделей прогнозування попиту на інноваційну продукцію, побудова моделі системної динаміки, і моделі навченої нейронної мережі і їх верифікації на прикладі сьогодення і майбутнього попиту на електромобілі.

З метою підвищення ефективності прогнозування попиту на інноваційну продукцію, необхідно провести кількісне визначення попиту, що не може у слідстві відсутності концепції, адекватно пояснює закономірності його виникнення і трансформації, обмежується слабкою розробленістю відповідних методів і моделей для моделювання прогнозування динаміки попиту [1].

Результати верифікації показали, що прогнозування попиту на інноваційну продукцію за допомогою правильно навченої нейронної мережі покращує точність прогнозування в порівнянні з імітаційної моделлю.

1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ

Важливість інновацій в сучасному світі важко переоцінити. Впровадження їх в життя зазвичай проходить через інноваційні проекти, що включають стадії досліджень, розробок, виробництва і виведення на ринок. Як і будь-який інший комерційний проект, інноваційний проект повинен бути економічно ефективним, у кінці стати рентабельним і принести прибуток. Однак, розрахунок потенційного прибутку від виведення продукту або послуги на ринок залишається найбільш невивченою сферою в оцінці інноваційних продуктів.

У світі, який постійно змінюється, прогнозування нових і надзвичайно нових продуктів є ключовим фактором економічного добробуту. Прогнозування продажів нового продукту повинно стосуватися серйозних проблем, викликаних нестачею даних і невизначеністю того, як споживачі зможуть прийняти проривні технології і продукти. Ассмус (1984) [2], визначив нове прогнозування продукту як одну з найбільш складних і важливих завдань управління.

У методичному плані при прогнозуванні попиту можуть бути застосовані традиційні, класичні та модифіковані підходи [3]. Кращим є модифікований підхід, так як він заснований на формуванні попиту з урахуванням комплексу взаємопов'язаних факторів [4]. Це означає, що для кожного окремого випадку необхідно знаходити функції попиту, найбільш адекватно відображаючи ситуацію і включаючи у себе в якості аргументу саме той набір факторів, який більшою мірою впливає на потребу в даній інноваційній продукції.

Проблема полягає в тому, як прогнозувати продаж в разі відсутності або нестачі даних. Зрозуміло, що використання попередніх даних з продажів недостатньо, оскільки продукт новий, і ще не потрапив до широкого товарообміну, отже, клієнти навряд раніше бачили даний продукт.

На даний момент, існує велика кількість моделей прогнозування, але не всі підходять для прогнозування попиту інноваційної продукції.

У даній роботі, був проведений порівняльний аналіз існуючих методів і моделей, і побудова моделі системної динаміки і моделі з використанням навченої нейронної мережі для прогнозування попиту інноваційної продукції на прикладі електромобілів.

1.1 Прогнозування попиту

У 1974 році Йорам Гвинт проаналізував моделі прогнозування нових продуктів, щоб встановити критерії вибору для найбільш зручних моделей, відповідно до потреб попиту [5]. У 1984 Герт Ассмус класифікував моделі прогнозування нових продуктів на два типи: моделі пробних повторів, які розбивають загальний обсяг продажів і на продажу пробних покупок (наприклад, моделі поширення, поведінкові та управлінські моделі) і конкурентоспроможні структурні моделі, які оцінюють частку ринку, коли новий продукт буде захоплювати певний ринок з конкретними конкурентами (наприклад, поведінка покупця і моделі структури ринку) [6].

Пізніше в 1988 р. Винай Махаджан і Йорам Гвинт запропонували оцінку (підкреслюючи сильні і слабкі сторони) попередніх моделей прогнозування нових продуктів в промисловості і наукових колах. Крім того, вони запропонували шість напрямків для поліпшення досліджень і впровадження цих моделей [7].

Ще одне цікаве опитування, виконане Харді, Фейдером та Вишневським у 1998 році, стосувався проблеми методів прогнозування нових продуктів в споживчих продуктах. Питання «Які моделі сприяють кращим прогнозам?» та «Коли і чому ці моделі працюють найкраще?» були головними у проведеному всебічному дослідженні восьми провідних опублікованих моделей і проаналізована їх точність прогнозування [8].

Згідно Шнарсу (1999), високотехнологічні галузі і низькотехнологічні галузі використовують різні моделі прогнозування. У їх дослідженні було розглянуто

сімдесят шість нових проектів промислових продуктів [9]. Був зроблений висновок про те, що високотехнологічні компанії схильні використовувати високоякісні методи прогнозування нових продуктів (в основному, засновані на внутрішніх даних), в той час як низькотехнологічні компанії більше покладаються на кількісні методи, такі як опитування клієнтів.

У 2002 році Кан запропонував дослідження для опису методів і точності прогнозування нових продуктів [10]. Нещодавно Лоуренс, Гудвін і Онкал (2006) зосередили своє дослідження на судженнях підходів до прогнозування [11].

Класифікація, яка використовується в даній роботі, заснована на класифікації Басса, яка поділяє аналітичні моделі на суб'єктивні методи, дослідження споживачів ринку, причинно-наслідкові моделі і методи штучного інтелекту (див. рис. 1.1) [22].

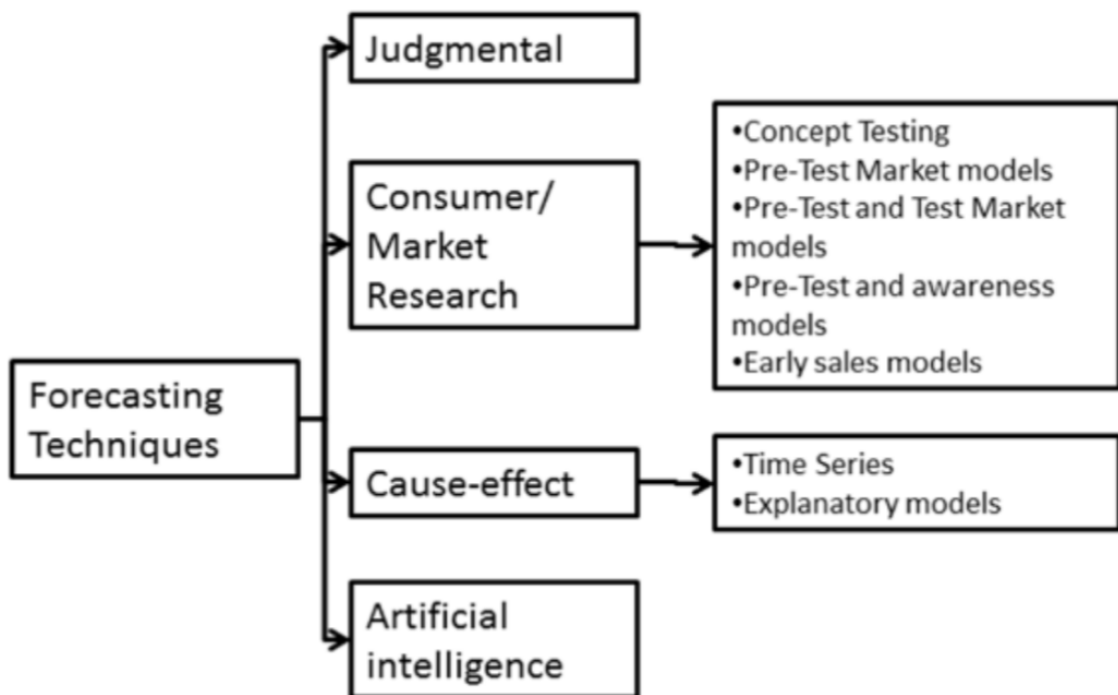


Рисунок 1.1 – Класифікація методів прогнозування нових продуктів

Таблиця 1.1. - Аналіз існуючих методів і моделей

Автор / Рік	Основний Внесок	Критерії класифікації / Підхід	Перевірені Моделі
Винт (1874)	Структура класифікації (восьми наборів характеристик) і оцінка моделей прогнозування нових продуктів	• Мета моделі • Тип продукції і послуг • Одиниця виміру і рівень аналізу • Формат моделі • Залежні змінні • Незалежні змінні • Необхідні дані • Аналітичні процедури	• Прогнозування сукупного ринкового попиту проти пробного або повторного прогнозування закупок [12] • Перші моделі закупки у порівнянні з моделями повторної закупки • Прогнозування та діагностика
Асмум (1984)		• Моделі Trial-repeat, які розбивають загальний обсяг продажів на продажу пробних покупок і продажу повторних покупок [13] • Конкурентні структурні моделі оцінюють частку ринку, яку новий продукт буде захоплювати на певному ринку з даними конкурентами.	• Дифузійні моделі • Поведінкові моделі • Моделі управління • Моделі поведінки покупців • Моделі структури ринку

Продовження таблиці 1.1.

Автор / Рік	Основний Внесок	Критерії класифікації / Підхід	Перевірені Моделі
Махаджани Винт (1988)	Порівняльна оцінка з 8 оглядових статей	Етап в процесі розробки нового продукту	- Концептуальні тестові моделі - Передпродажні моделі ринку - Ранні моделі продажів
Харді (1998)	Всебічне дослідження 8 провідних опублікованих моделей в споживчих упаковках	Моделі прогнозування пробного продукту [13]	- Експоненціальне з «Never Tried» [14] - Експонентний коефіцієнтом - Логарифмічний - Базова модель
Лінн (1999)	Вивчення 76 нових проектів промислових продуктів: 38 успіхів і 38 невдач	Вихідні дані: внутрішні або зовнішні, а також якісні або кількісні [15]	- Зовнішнє експертний висновок - Внутрішнє експертний висновок - Зовнішній мозковий штурм - Внутрішній мозковий штурм - Фокус-група - Інтерв'ю «Один на один» з клієнтами - метод Delphi - Інтерв'ю «Один на один» з продавцями - обмежений випуск - Формальний опитування клієнтів - Аналіз часових рядів [16]

Продовження таблиці 1.1.

Автор / Рік	Основний Внесок	Критерії класифікації / Підхід	Перевірені Моделі
Озер (1999)	Критичний огляд з упором на такі чинники: цілі, застосовність до різних продуктів, вимоги до даних, які підходять середовища і тимчасові рамки і діагноз.	Застосовність до різних продуктів, вимоги до даних, які підходять середовища, тимчасові рамки і тип діагностичної інформації [17]	• Концептуальне тестування: аналогії • Концептуальне тестування: думки експертів • Концептуальне тестування: покупка намірів • Тестування прототипу • Тестовий ринок • Запуск: Дифузія • Аналіз ринку акцій • Аналіз контексту • Потреби/використання • Розпізнавання образів [18]
Кан (2002)	Вивчення методів прогнозування нових продуктів	Вивчіть поточні методи прогнозування нових продуктів під час комерціалізації/стадії запуску	• Дослідження клієнта/ринку • Компонент продажів • Аналіз лінії тренду • Ковзне середнє • Аналіз сценарію • Методи експоненціального згладжування • Криві досвіду • Модель аналізу ринку • Модель Delphi • Лінійна регресія • Дерева прийняття рішень моделювання • Експертна система • Нелінійна регресія • Криві попереднього курсора • Нейронні мережі [19]

Кінець таблиці 1.1.

Автор / Рік	Основний Внесок	Критерії класифікації / Підхід	Перевірені Моделі
Лоуренс (2006)	25-річний огляд ходу оцінки судження	Судові моделі (більше 200 досліджень згадуються в цьому огляді)	• Судові прогнози ймовірності і інтервали прогнозування [20]
Мід і Іслам (2006)	25-річний огляд прогресу в прогнозуванні поширення інновацій	Інноваційні дифузійні моделі	• Дослідницькі змінні в дифузійних моделях • Питання оцінки в моделях з одного дифузіїю (моделі басів) • Моделювання обмеженою дифузії • Моделювання дифузії декількох підкатегорій • Моделювання поширення в різних країнах • Моделювання • Дифузії в декількох • Поколіннях технологій [21]

1.2 Аналіз методів прогнозування попиту

1.2.1 Експертний метод прогнозування

Експертні методи покладаються на минулий досвід прогнозіста або думки зацікавлених сторін. Дослідження споживачів ринку проводяться відповідно до етапу процесу створення продукту і зазвичай пов'язані з існуючим комерційним програмним забезпеченням.

У теоретичному аспекті правомірність використання експертного методу підтверджується тим, що методологічно правильно отримані експертні судження задовольняють двом загальноприйнятим в науці критеріям достовірності будь-якого нового знання: точності і відтворений результатом. Мета даного метода - перетворити досвід, судження і інтуїцію в формальний прогноз [22].

Так само, до числа експертних методів (див. рис. 1.2) відносяться:

- *Метод індивідуальної експертної оцінки* – метод прогнозування, заснований на використанні в якості джерела інформації одного експерта [23].

- *Метод психоінтелектуальної генерації ідей* – виявлення індивідуальної експертної оцінки визначається за допомогою програмного керування [24];

- *Метод інтерв'ю* – метод індивідуальної експертної оцінки, заснований на бесіді експерта з прогнозистом за схемою «питання-відповідь».

- *Метод колективної експертної оцінки* – метод прогнозування, заснований на виявленні узагальненої об'єктивованою оцінки експертної групи шляхом обробки індивідуальних, незалежних оцінок, винесених експертами, що входять до групи [25].

- *Метод експертних комісій* – метод колективної експертної оцінки, що складається в спільній роботі об'єднаних в комісію експертів, які розробляють документ про перспективи розвитку об'єкта прогнозування.

- *Матричний метод прогнозування* – ґрунтується на інтерпретації експертних оцінок і зв'язків окремих аспектів прогнозування, з наступним перетворенням матриць і оперування з ними.

- *Дельфійський метод* – метод колективної експертної оцінки, заснований на виявленні узгодженої оцінки експертної групи шляхом їх автономного опитування в кілька турів, що передбачає повідомлення експертам результатів попереднього туру з метою додаткового обґрунтування оцінки експертів в наступному турі [21].

– *Метод мозкового штурму* – даний метод базується на активізації творчої діяльності експертів шляхом спільного обговорення конкретної проблеми, регламентованими правилами [26].

– *Аналітичний метод прогнозування* – метод прогнозування, заснований на отриманні експертних оцінок шляхом логічного аналізу прогнозної моделі.

– *Метод побудови прогнозного сценарію* – аналітичний метод прогнозування, заснований на встановленні логічної послідовності станів об'єкта прогнозування і прогнозного фону в часі при різних умовах для визначення цілей розвитку цього об'єкта [27].

– *Морфологічний аналіз* – аналітичний метод прогнозування, заснований на побудові матриці характеристик об'єкта прогнозування і їх можливих значень з наступним перебором і оцінкою варіантів поєднань цих значень.

– *Історико-логічний аналіз* – метод прогнозування, заснований на системі структурно-часових карт і (або) побудові тезаурусів з подальшим аналізом змін їх структури [27].

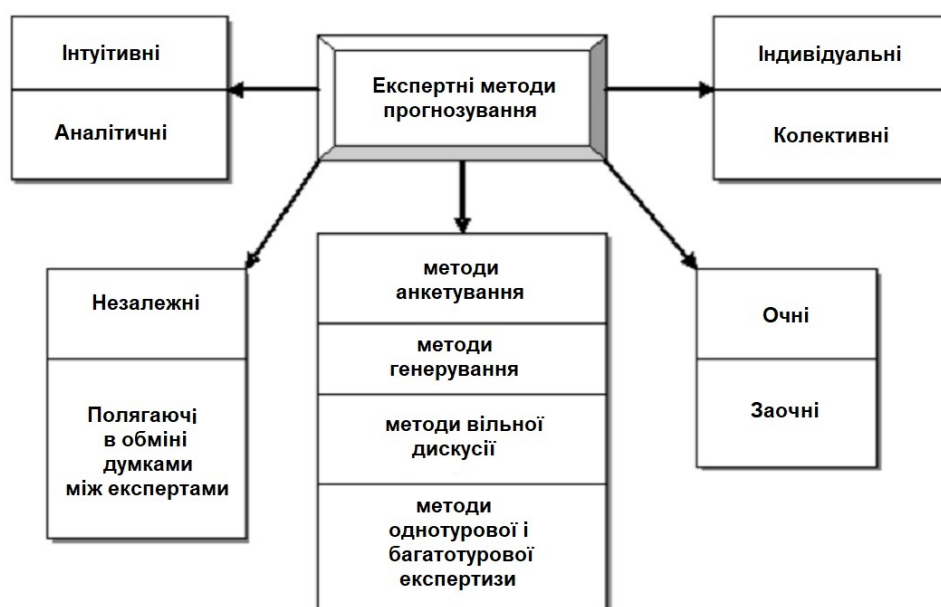


Рисунок 1.2 – Класифікація експертних методів прогнозування

Даний метод, можна розглядати для аналогічного продукту, коли новий продукт є розширенням раніше існуючого або, коли він легко можна порівняти з іншими існуючими продуктами. Він також може надати хорошу інформацію в разі зазвичай придбаних продуктів. Гартнер і Томас (1993) вказали, що великі маркетингові дослідження довели, що вони підвищують точність прогнозування продажів при використанні разом з іншими методами [18]

Усі оціночно-експертні методи пов'язані з великим ризиком для отримання прогнозу, особливо коли це інноваційний продукт, в разі проривних продуктів експертний досвід може привести до упереджених висновків. Рекомендація полягає у використанні оціночних методів в якості додатків до інших кількісним методологій. Автори декількох моделей експертних думок вирішили об'єднати якісні методи з суб'єктивними методами, щоб підвищити точність і отримати схвалення топ-менеджера [28].

1.2.2 Дослідження споживчого попиту і ринку

Процес прогнозування починається набагато раніше, ніж запуск нового продукту, оскільки на перших етапах прогнози впроваджуваного проекту, грають важливу роль в успішному виході на ринок.

Різні моделі і програмні додатки можуть використовуватися в залежності від стадії розробки продукту і програмного забезпечення [29].

Етапами розробки продукту наведені на рисунку 1.3.

Махаджан і Вінтер [13,14] описали процес розробки продукту, як показано на рисунку 1.4.

- Необхідно розробити інноваційні ідеї і вибрати кращі в порівнянні з еталоном.
- Концептуальний тест оцінює реакцію споживачів на нову ідею продукту.

– Харді (Hardie, 2001) описав оцінку ринку перед тестуванням як необхідний крок, щоб уникнути дорогих рішень. Дані можуть бути зібрані двома різними способами, тобто шляхом викриття споживачів новим продуктом і вимірювання їх наміри покупки і шляхом заміни стадії наміри покупки імітованої завданням покупки в магазині-макеті.

– Наступним кроком є оцінка ринку тестування; компанії запускають продукт в контрольованому середовищі, як правило, в невеликому містечку або декількох відібраних магазинах, і екстраполують результати на весь національний ринок.

– Нарешті, запуск продукту може бути регіональним, національним або світовим.



Рисунок 1.3 – Основні елементи і етапи розробки цінової політики та стратегії

Передпродажні ринкові моделі більше підходять для часто придбаних споживчих товарів за деякими винятками. Наприклад, вони не підходять для

нових продуктів, якщо ринок для категорії продуктів зростає або вище умови для концептуальних тестових моделей. В цілому ринок збуту прогнозується щорічно.

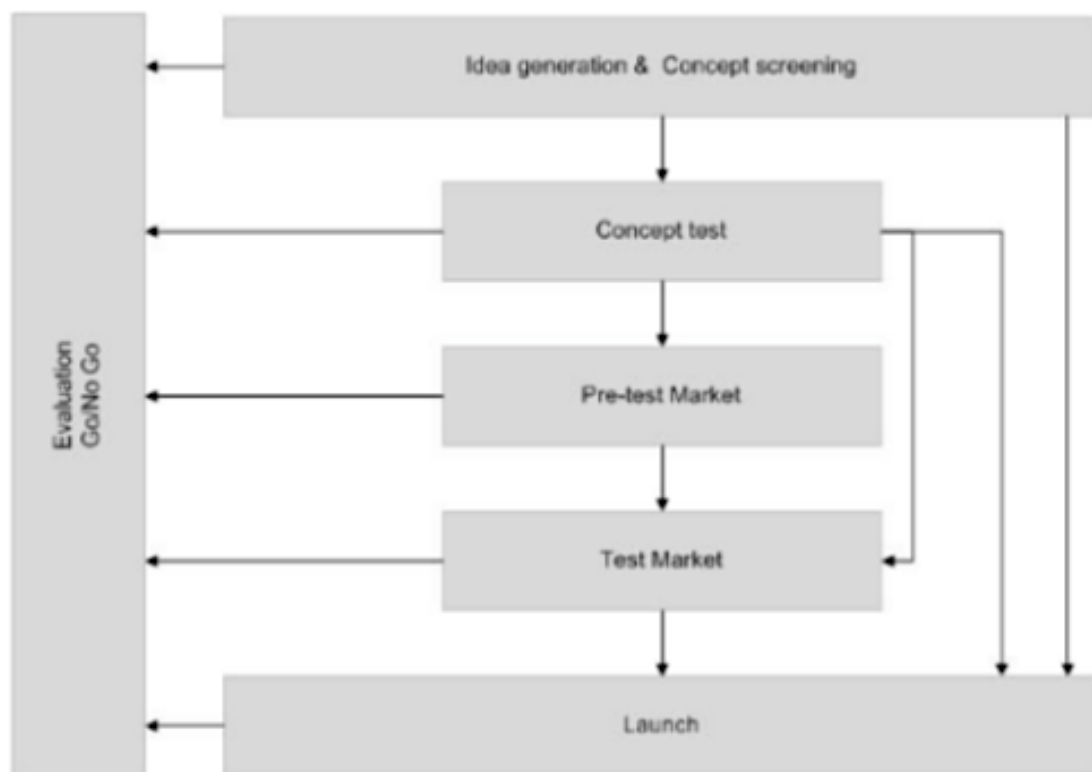


Рисунок 1.4 – Етапи розробки продукту

Махаджан (1988) встановив таку класифікацію програмного забезпечення для прогнозування нових продуктів відповідно до стадії розробки продукту (див. рис. 1.5) [14].



Рисунок 1.5 – Класифікація програмного забезпечення для прогнозування

Передпродажні ринкові моделі більше підходять для часто придбаних споживчих товарів за деякими винятками. Наприклад, вони не підходять для нових продуктів, якщо ринок для категорії продуктів зростає або вище умови для концептуальних тестових моделей. В цілому ринок збуту прогнозуються щорічно.

Аналіз ринку перед тестуванням повинен проводитися завчасно, щоб припинити інвестування, якщо аналіз показує, що продукт, ймовірно, буде невдалим. Крім надання відповіді «так / ні», аналіз повинен давати діагностику про можливі удосконалення і сильних сторонах, чи може продукт бути невдалим (30-50% для упакованих товарів). Нарешті, вартість дослідження - це ключ до вирішення про його запуску. Попереднє тестування ринку не повинно бути дуже дорогим в часі або грошах. Тому багато компаній використовують імітаційне моделювання [30].

1.2.3 Методи причинно-наслідкових зв'язків

Методи часових рядів.

Методом часових рядів є змінюваних в часі. У цю групу входять випадкові блукання, ковзане середнє і експоненціальне згладжування.

— Випадкове блукання – математична модель процесу випадкових змін, кроків в дискретні моменти часу. Широко використовується для прогнозування ринкової вартості акцій, послідовність значень, цей метод використовує останнім реальне значення для прогнозування наступного періоду [31].

— Ковзане середнє передбачає, що для будь-якого непарного кількості точок послідовності ряду замінювати центральну точку на середнє арифметичне інших точок. Цей метод мінімізує вплив випадковості, оскільки він забезпечує середнє значення декількох значень [19].

$$S_i = \frac{1}{2k + 1} \sum_{j=-k}^k x_{i+j} \quad (1.1)$$

де x_i - вихідний ряд,
 s_i - згладжений ряд.

Метод змінного середнього має певні недоліки [33]:

Ковзне середнє неефективно в обчисленні. Для кожної точки середнє необхідно обчислювати за новою. Ми не можемо використовувати ще раз результат, обчислень для попередньої точки

Ковзне середнє не можна продовжити на перші і останні точки ряду. Це може викликати проблему, якщо нас цікавлять саме ці точки.

Ковзне середнє не визначене за межами ряду, і як наслідок, не може використовуватися для прогнозування.

Експоненціальне згладжування - метод математичного перетворення, який використовується при прогнозуванні часових рядів, де: - згладжений ряд, - вихідний ряд, - коефіцієнт згладжування, який вибирається апріорі. Опис і формулювання всіх методів експоненціального згладжування, включаючи варіації сезонності. Для більшої точності необхідний попередній аналіз сезонності і тенденції [34].

1.2.4 Тестування дослідним методом

Пояснювальні методи включають регресійний аналіз і економетричній моделі. За словами Макрідакіса і Уїллайра (1998), ці методи дають більше знань про чинники, що впливають на результат прогнозу, але менше точності [36].

Відомо, що регресійний аналіз є дуже специфічним, трудомістким методом.

Подання результату у вигляді (Лінійної або нелінійної) регресії кількох факторів пов'язано з великими обсягами даних і тривалим статистичним аналізом. Цей метод автоматично виключається для прогнозування продажів нових продуктів, оскільки використання лише чотирьох або менше періодів даних дає безглузді результати [37].

В індексі продажів оцінюються продажу нових продуктів з використанням даних про всім класі продуктів. Саме тому він не може бути застосованим, якщо нещодавно не були запущені будь-які продукти в одному класі [37]. Метод полягає в обчисленні коефіцієнта прогнозу продажів, припускаючи, що новий продукт слід тенденції, аналогічної тенденції інших продуктів в тому ж класі. Отже, індекс продажів підходить для нового прогнозу продажів, якщо доступні поточні дані про те ж класі продуктів.

Ряд Тейлора, апроксимація, отримана з усіченого ряду Тейлора, була запропонована для випадків низької доступності даних, наприклад, прориву технології або запуску нового продукту [38].

Моделі дифузії включають дуже велику кількість моделей прогнозування. Усі вони засновані на ідеї, що життєвий цикл продукту зазвичай слідує за S-подібної кривої, яку кілька моделей намагаються відтворити з використанням певних параметрів [39]. Деякі моделі дифузії розглядають тільки перших покупців (або новаторів), інші також включають в себе спізнених усиновлювачів (або наслідувачів), в той час як третя група не робить різниці між покупцями і враховує загальні сукупні продажі [40].

Моделі, що відрізняють новаторів і імітаторів, потребують спеціальних тестових і попередніх тестах. Для оцінки загального обсягу продажів потрібні тільки перші дані після запуску, які передбачають успішність запуску. Сама модель не може передбачити успіх чи невдачу запуску.

Що стосується моделей нових продуктів, що не розрізняють перші і повторні продажу, (Моррісон, 1996) пропонує логарифмічні (або логістичні). Ці дві моделі підходять для прогнозування нових продуктів без історії продажів, прогнозування щодо нових продуктів з короткою історією продажів і визначення

характеристик дифузійного процесу з використанням історії зрілих продуктів [41].

Для обох моделей потрібні три параметра: тривалий рівень насичення (S), коефіцієнт затримки (A) і точка перегину (I). При оцінці дійсно нових продажів продукту ці параметри часто невідомі або важко оцінити. Один з варіантів - попередньо розрахувати їх для зрілого продукту того ж сімейства або класу. Як і більшість моделей, ці дві також припускають, що життєвий цикл продукту покорюється кривій S-форми [42].

У моделі кривої логістики точка перегину досягається рівно на 50% від тривалого рівня насичення. Отже, крива симетрична. використовувана формула:

$$F(t) = \frac{S}{1 + Be^{At}} \quad (1.2)$$

$$B = e^{1A} \quad (1.3)$$

У моделі Гомперта, точка перегину досягається на рівні 36,8% від тривалого рівня насичення, що відображає більш повільне проникнення продукту на ринок, оскільки всі інші параметри мають однакову цінність. Більш високі коефіцієнти затримки більше схожі на логарифмічну криву після її точки перегину. Формула така:

$$F(t) = Se^{-A}e^{-Bt} \quad (1.4)$$

$$B = \left| \ln\left(\frac{\frac{0.638 * S}{-A}}{1}\right) \right| \quad (1.5)$$

Чи підходить для нових продуктів, поки прогнозіст може оцінити «S», «A» і «I» або розрахувати їх приблизно з використанням даних одного і того ж класу продуктів. Ніяких великих наборів даних про продажі нових продуктів не потрібно.

Хард (1998) вивчив вісім моделей дифузії для вимірювання проникнення нового продукту (або кумулятивного випробування) до певного моменту часу [44]. Моделі були перевірені на їх надійність і точність. Як було сказано раніше, було зроблено висновок, що більш прості моделі працюють краще, ніж більш складні.

Модель Басса є найбільш відомою дифузійною моделлю. У ній описується, як продукти приймаються новими споживачами, як відбувається взаємодія користувачів і потенційних користувачів (новаторів і імітаторів). Модель передбачає, що вірогідність нової покупки в будь-який час лінійно пов'язана з кількістю попередніх покупців і виключає повторні покупки; враховуються тільки перші покупки. Отже, модель не підходить для часто придбаних споживчих товарів; даний метод було спеціально розроблений для прогнозування нових продуктів. Формула така:

$$F(t) = p * m + (q - p)Y(t) - \frac{q}{m}(Y(t))^2 \quad (1.6)$$

де «m» - загальна кількість покупок за період часу,

«р» - коефіцієнт інновацій, а «q» - коефіцієнт імітації.

Точність прогнозу буде залежати від значення цих параметрів, для розрахунку яких потрібні ще найменш дані з трьох періодів часу (Басс, 1969).

Модель Басса була широко вивчена і використана. Був розроблений ряд модифікованих форм, таких як узагальнена модель Басса, яка включає в себе інші маркетингові перемінні або адаптацію до інших кривим зростання.

1.2.5 Методи штучного інтелекту

Методи штучного інтелекту мають здатність поліпшуватися з часом з включенням нових даних. Вони знаходяться на півдорозі між комерційним

програмним забезпеченням і строго математичними алгоритмами. Експертні системи та нейронні мережі визначені нижче в якості прикладів цих методів.

Експертні системи – широка область досліджень; фактично всі програмні продукти, що поєднують кілька методів прогнозування, можуть бути включені у цю групу. Прогнозування на основі правил - це експертна система, яка розробляє прогнози з використанням оціночних знань, відображених в правилах. Достатність прогнозу, заснованого на використанні нових продуктів, сильно залежить від знань, які використовуються для розробки правил і екстраполяції. Судовий нюанс надається експертами-експертами, очікуваннями менеджерів і історичними оглядами. Правила використовуються для додання емпіричним прогнозами, зробленими різних ваг декількома прогнозування використовує якісні знання для об'єднання результатів методами. Отже, засноване на правилах кількісних прогнозів [46].

Кількісні експертні системи включають всі види прогнозованих програмних додатків з використанням математичного моделювання. Через величезного розмаїття додатків можна згадати їх всіх. Їх доцільність пов'язана тільки з використовуваними методами прогнозування, які повинні бути придатні для оцінки дійсно нових продажів продукції.

Правило простоти застосовується до більшості експертних систем. Як згадувалося, більш прості програми зазвичай краще сприймаються користувачами, так як можна відтворювати результати без істотного впливу на точність. Проте, нейронні мережі виявилися недостатніми у разі поганої доступності даних [23]. Дослідження показують, що людський мозок покладається на щільні зв'язки між інформаційними вузлами і нелінійної структурою для обробки інформації. Нейронна мережа- «моделі намагаються відтворити ці характеристики через математичні формати, які пов'язують вхідні і вихідні змінні» [48].

Останнім часом нові методи, такі як імовірнісні нейронні мережі (алгоритм прогнозування прийняття нового продукту) і динамічна кубічна нейронна мережа (механізм ітеративної модифікації для функції активації і кубічної архітектури).

Результати показують, що ці нові методи мають кращу продуктивність прогнозування, ніж традиційні [49].

1.3 Інструменти моделювання

1.3.1 Імітаційні моделі

Багато компаній, особливо великі компанії, використовують різні інструменти імітаційного моделювання, для створення моделей своїх бізнес-процесів і їх прогнозування з метою виявлення неврахованих і неочевидних взаємодій між елементами аналізованої системи [50].

- Агентне моделювання. Даний напрямок використовується, коли основне завдання – дослідження децентралізованих систем. Мета моделей даного типу – це отримання уявлення про глобальні правила поведінки системи, виходячи з характеристик окремих об'єктів системи та видів їх взаємодії.

- дискретно-подієвого моделювання. Даний підхід пропонує відійти від безперервної природи подій, що відбуваються і сконцентрувати увагу лише на основні події, що моделюється. Дискретно-подієвого моделювання найкращим чином підходить для дослідження виробничих процесів.

- Системна динаміка. Системна динаміка передбачає опис системи у вигляді графічного представлення її окремих елементів і існуючих зв'язків між ними з урахуванням часу. Такі уявлення називаються діаграмами причинних зв'язків.

Найбільш простим, відомим і поширеним інструментом імітаційного моделювання виступає Microsoft Excel, який дозволяє виконувати деякі необхідні розрахунки і обчислення. Крім Microsoft Excel застосовуються такі системи [51]:

- MathWorks MATLAB and Simulink for Technical Computing,
- IMITAK,
- Triad.Net,

- AnyLogic,
- iThink,
- Arena (моделювання транспортних потоків),
- Business Studio (імітаційне моделювання бізнес-процесів) і т.д.

У кожної з перерахованих вище систем є як недоліки, так і плюси. Вибір використовуваної системи завжди проводиться виходячи з масштабів організації, цілей, ступеня деталізації, зручності подання. Для великих гравців ринку необхідний потужний інструментарій, який дозволив би інтегрувати в собі всі моделі процесів компанії. Наприклад, AnyLogic - інструмент підтримки прийняття рішень для будь-якого відділу і галузі. Програма підтримує всі існуючі методи імітаційного моделювання (системну динаміку, дискретно-подієвого і Агентне моделювання) і тим самим задовольняє всі потреби компанії в сфері ІМ. Інженери, аналітики відділів Ціпи поставок, HR менеджери, фахівці з аналізу ринку і стратегічного планування - все можуть використовувати AnyLogic як інструмент для моделювання протягом усього бізнес-циклу. Лідери у своїх галузях вибирають AnyLogic за простоту в роботі, візуальне середовище розробки моделей, гнучкість і можливості 3D-анімації. Один з головних мінусів ІМ, що неможливо при використанні агентного підходу, врахувати в моделі основне припущення соціоекономіки, яке полягає в тому, що люди приймають рішення не тільки чисто раціонально, але і на основі своїх ціннісних установок і емоцій - врахувати людський фактор, який є ключовим при виборі продукції.

1.3.2 Нейронні мережі

В останні кілька років ми спостерігаємо вибух інтересу до нейронних мереж, які успішно застосовуються в самих різних областях - бізнесі, медицині, техніці, геології, фізики тощо [52].

Нейронні мережі увійшли в практику всюди, де потрібно вирішувати завдання прогнозування, класифікації або управління. Такий вражаючий успіх визначається декількома причинами:

Багаті можливості.

Нейронні мережі - виключно потужний метод моделювання, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. Зокрема, нейронні мережі нелінійні за своєю природою [53]. Протягом багатьох років лінійне моделювання було основним методом моделювання в більшості областей, оскільки для нього добре розроблені процедури оптимізації. У завданнях, де лінійна апроксимація незадовільна (а таких досить багато), лінійні моделі працюють погано. Крім того, нейронні мережі справляються з "прокляттям розмірності", яке не дозволяє моделювати лінійні залежності в разі великого числа змінних.

Простота у використанні.

Нейронні мережі навчаються на прикладах. Користувач нейронної мережі підбирає представницькі дані, а потім виконує алгоритм навчання [54], який автоматично сприймає структуру даних. При цьому від користувача, звичайно, потрібно якийсь набір евристичних знань про те, як слід відбирати і готувати дані, вибирати потрібну архітектуру мережі та інтерпретувати результати, проте рівень знань, необхідний для успішного застосування нейронних мереж, набагато скромніше, ніж, наприклад, при використанні традиційних методів статистики.

Орієнтовна структура нейронної мережі, наступна [55]: кожен нейрон (обчислювальна одиниця) має кілька входів і один вихід. На входи передаються імпульси, які після обробки проводяться на вихід. Взаємозв'язок виходів і входів сусідніх нейронів характеризується синапсом (зв'язком між нейронами). Можна вважати, що при проходженні синапсу сила імпульсу змінюється в певну кількість разів, яке називається вагою синапсу. Імпульси, що надійшли до нейрона одночасно за кількома входів, підсумовуються [56]. Якщо сумарний імпульс перевищує деякий поріг, нейрон активізується, формує власний імпульс і передає його далі на вихід. Важливо відзначити, що ваги синапсів можуть змінюватися з часом, а значить, змінюється і поведінка відповідного нейрона (див. рис. 1.6).

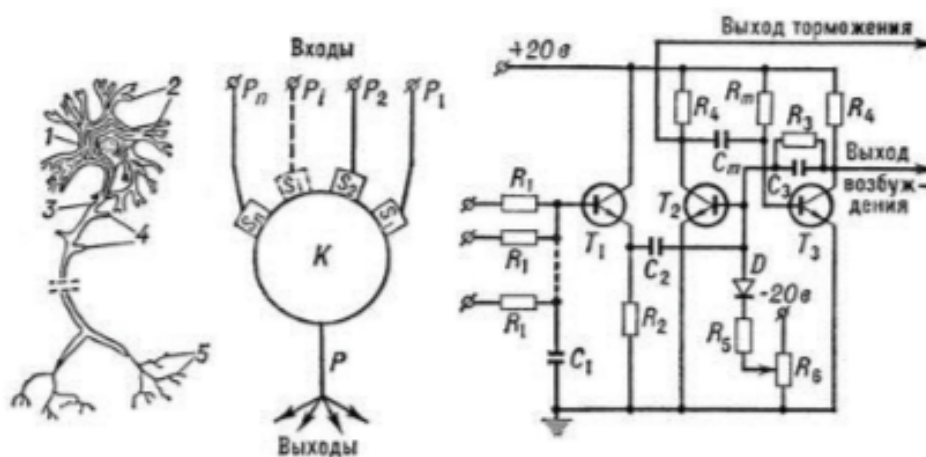


Рисунок 1.6 – Схема штучного нейрона

Модель нейрона з трьома входами, синапси цих входів мають ваги w_1 , w_2 , w_3 . До синапсам надходять імпульси сили x_1 , x_2 , x_3 відповідно, після проходження синапсів до нейрона надходять імпульси w_1x_1 , w_2x_2 , w_3x_3 . Нейрон перетворює отриманий сумарний імпульс $x = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$ відповідно до деякої активаційною функцією $f(x)$. Сила вихідного імпульсу [56] дорівнює

$$y = f(x) = f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3).$$

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами w_k і передавальної функцією $f(x)$. Одержавши набір чисел (вектор) x_k як входи, нейрон видає деяке число y на виході.

Штучна нейронна мережа - це набір нейронів, з'єднаних між собою [57]. Як правило, активаційні функції всіх нейронів у нейронній мережі фіксовані, а ваги є параметрами нейронної мережі і можуть змінюватися. Деякі входи нейронів позначені як зовнішні входи нейронної мережі, а деякі виходи - як зовнішні виходи нейронної мережі. Подаючи будь-які числа на входи нейронної мережі, ми отримуємо якийсь набір чисел на виходах нейронної мережі. Таким чином, робота нейронної мережі полягає в перетворенні вхідного вектора у вихідний вектор, причому це перетворення задається вагами нейронної мережі. Після того, як

нейронна мережа навчена, її можна застосовувати для вирішення (див. рисунки 1.7, 1.8 та 1.9). Нейронна мережа, грамотним чином навчена, може з великою ймовірністю правильно реагувати на нові, не пред'явлені їй раніше дані.

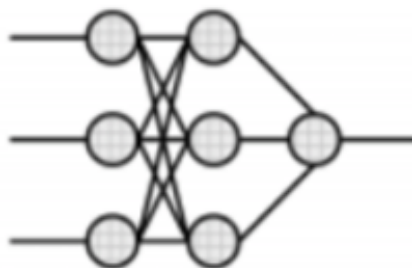


Рисунок 1.7. Визначення топології

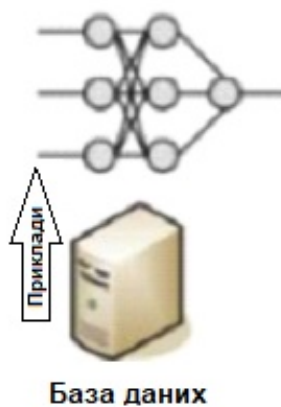


Рисунок 1.8. Навчання нейронів

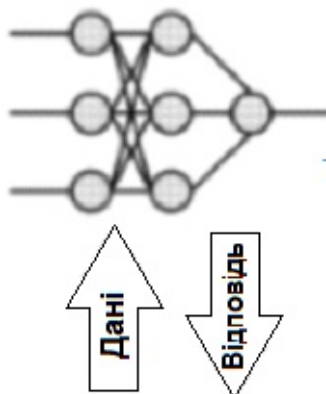


Рисунок 1.9. Застосування

Нейронні мережі зрозумілі з інтуїтивної точки зору, бо вони засновані на примітивній біологічній моделі нервових систем. В майбутньому розвиток таких нейробіологічних моделей може привести до створення дійсно мислячих комп'ютерів. Тим часом вже "прості" нейронні мережі, які будує система ST Neural Networks, є потужною зброєю в арсеналі фахівця з прикладної статистики [60].

Незважаючи на те, що в наукових дослідженнях, елементи прогнозування використовується досить широко, в області прогнозування попиту на інноваційну продукцію, їх застосування вимагає поглиблених досліджень і розробок. Це в першу чергу, зумовлено специфікою об'єкта прогнозування, що вимагає переосмислення методологічних та організаційних підходів до формування цілісної системи допрогнозних досліджень і безпосередньо прогнозів.

Прогнозування є одним із способів передбачення внутрішніх і зовнішніх умов діяльності. Прогнозування як метод зниження ризиків, викликаних невизначеністю, дозволяє дізнатися найбільш ймовірне стан зовнішнього середовища в майбутньому (політичної, науково-технічної, фінансової, екологічної, соціальної). Прогнозування дає можливість оцінки найближчих і віддалених наслідків прийнятих рішень.

В даний час компанії зацікавлені в тому, щоб випускати інноваційні продукти, які залучають нових клієнтів, і таким чином розширюють свою частку на ринку. Щоб скоротити можливі ризики, багато компаній докладають величезних зусилля для прогнозування різних процесів з використанням різноманітних методів.

У цьому розділі був проведений аналіз різних методів, в результаті якого можна зробити висновок, що модель Басса, в основі якої лежить теорія Роджерса, найбільш підходить для прогнозування попиту на інноваційну продукцію, так як можливо врахувати чинники, що впливають на попит.

Так само, в цьому розділі був виконаний аналіз інструментів моделювання, що застосовуються при прогнозуванні в даній роботі далі. Імітаційна модель дозволяє врахувати чинники, що впливають на прогнозування попиту на

інноваційний продукт, в той час як використання методів прогнозування, заснованих на побудові багатошарових нейронних мереж, є більш доцільним при прогнозуванні попиту на більш важкопрогнозованих продукцію (наприклад, експоненціально зростаючий попит на електромобілі в Китаї). Крім того, використання аналітичного інструментарію, що дозволяє спрогнозувати зміну зовнішнього і внутрішнього середовища підприємства, дозволить звести помилку прогнозу до мінімуму.

2. НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1. Будова біологічного нейрона

Нейронна система людського тіла складається з трьох рівнів: рецепторів, нейронної мережі і ефекторів. Рецептори отримують стимули всередині, або з зовнішнього світу, а потім передають інформацію в нейрони в вигляді електричних імпульсів. Потім нейронна мережа обробляє вхідні сигнали, після чого приймає рішення про вихідний сигнал [61].

Нарешті, ефектори перекладають електричні імпульси з нейронної мережі у реакцію у навколишньому середовищі. На рисунку 2.1 показана двунапрямковий зв'язок між рівнями зворотного зв'язку.



Рисунок 2.1 – Три рівня біологічної нейронної системи

Фундаментальний елемент нейронної мережі називається нейроном. Як показано на рисунку 2.2, нейрон в основному складається з трьох частин:

дендритів, соми і аксона. Дендрити представляють собою деревоподібну структуру, яка отримує сигнал від оточуючих нейронів, де кожна лінія пов'язана з одним нейроном. Аксон - це тонкий циліндр, який передає сигнал від одного нейрона до інших. В кінці аксона контакт з дендритами здійснюється через синапс. Міжнейронний сигнал в синапсі зазвичай являє собою хімічну дифузію, але іноді електричні імпульси. Нейрон запускає електричний імпульс тільки в тому випадку, якщо виконується певна умова [62]:

- Ядро нейрона (тіло клітини) - обробляє вхідні сигнали;
- Дендрити: довгі волокна неправильної форми, прикріплені до вхідних каналах ядра нейрона;
- Аксон: з'єднання іншого типу, підключений до вихідних каналах ядра нейрона;
- Вихід аксона: імпульс напруги;
- Обстріл потенціалу нейронів – мембран
- Аксон закінчується спеціальним контактом, званим синаптичних з'єднанням - електрохімічним контактом між нейронами;
- Вважається, що розмір синапсів пов'язаний з навчанням нейронів.



Рисунок 2.2 – Будова нейрона

Вхідний імпульсний сигнал від кожного синапсу до нейрона є або збудливим, або гальмівним, що означає допомогу або перешкоди передачі даних.

Умовою порушення є те, що збудливий сигнал повинен перевищувати гальмівний сигнал на певну величину за короткий проміжок часу, називаний періодом прихованого підсумовування. Коли ми визначимо вагу кожного відвідувача імпульсного сигналу, збудливий сигнал має позитивну вагу, а гальмівний сигнал має негативну вагу. Таким чином, ми можемо сказати: «Нейрон спрацьовує тільки у тому випадку, якщо загальна вага синапсів, які отримують імпульси в період прихованого підсумовування, перевищує поріг» [63].

2.2. Модель штучних нейронів

Мережа штучних нейронів, широко відома як нейронна мережа, представляє собою обчислювальну модель, засновану на структурі та функції біологічних нейронних мереж. Це схоже на штучну людську нервову систему для прийому, обробки і передачі інформації з точки зору комп'ютерної науки.

У нейронної мережі є 3 різних шару [64].

Вхідний рівень (всі вхідні сигнали подаються в моделі через цей шар);

Перший рівень пов'язується із зовнішнім середовищем, яка представляє шаблон для нейронної мережі. Його завдання полягає в тому, щоб взаємодіяти тільки з вхідними сигналами. Цей вхід передається прихованим шарам, які описані нижче. Вхідний шар повинен становити умови, для якого ми навчаємо нейронну мережу. Кожен вхідний нейрон повинен давати деяку незалежну змінну, яка впливає на вихідний сигнал нейронної мережі;

Приховані шари (може бути кілька прихованих шарів, які використовуються для обробки входів, отриманих від вхідних шарів);

Прихований шар являє собою набір нейронів, на які застосована функція активації, і це проміжний рівень, знайдений між вхідним і вихідним рівнем. Його завдання - обробити входи, отримані його попереднім шаром. Таким чином, це шар, який відповідає за вилучення необхідних функцій з вхідних сигналів. Було

проведено багато досліджень з оцінки кількості нейронів в прихованому шарі, але один з них не зміг надати точний результат. Також в нейронній мережі може бути кілька прихованих шарів. Припустимо, що для вирішення завдання, ми маємо дані, які можуть бути розділені лінійно, то немає необхідності використовувати прихований рівень, оскільки функція активації може бути реалізована для введення даних, які можуть вирішити проблему. Але в разі проблем, пов'язаних з комплексними рішеннями, ми можемо використовувати від 3 до 5 прихованих рівнів в залежності від складності завдання або необхідного ступеня точності.

Вихідний рівень (дані після обробки доступні на вихідному рівні).

Вихідний рівень нейронної мережі збирає і передає інформацію відповідно так, як вона була розроблена. Шаблон, представлений вихідним шаром, може бути безпосередньо простежено до вхідного рівня. Кількість нейронів у вихідному шарі має бути прямо пов'язане з типом роботи, що виконується нейронною мережею. Щоб визначити кількість нейронів у вихідному шарі, спочатку розглянемо передбачуване використання нейронної мережі (див. рис. 2.3) [65].

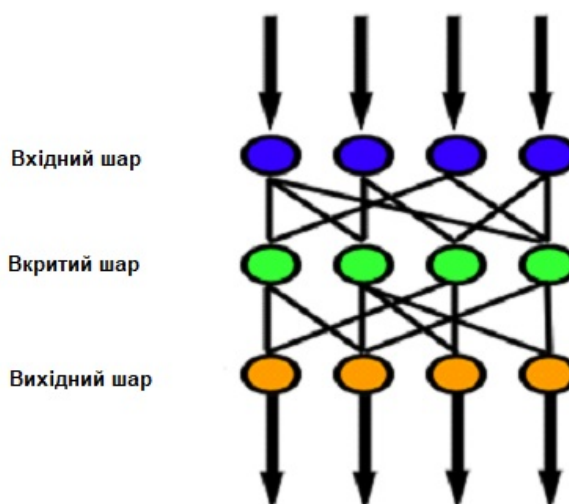


Рисунок 2.3 – Рівні нейронних мереж

Вхідний і вихідний сигналу керуються функцією активації (AF).

Модель нейронів Маккаллока-Питтса проста, але має значний обчислювальний потенціал. Має точне математичне визначення. Однак ця модель

настільки спрощена, що вона генерує тільки двійковий вихід, а також вага і порогові значення фіксовані. Алгоритм нейронних обчислень має різні функції для різних додатків. Таким чином, ми можемо отримати нейронну модель з більш гнучкими обчислювальними функціями (див. рис. 2.4) [66].

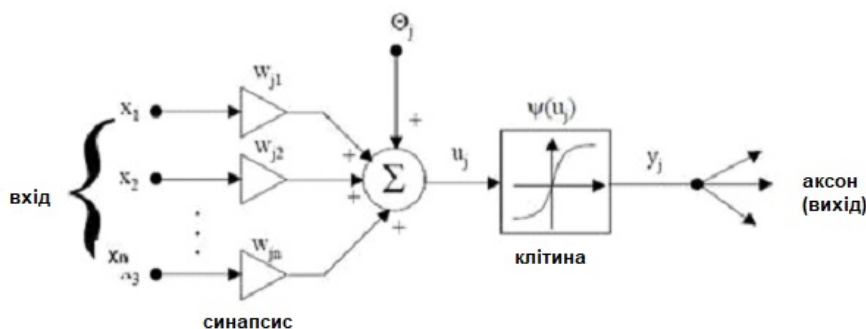


Рисунок 2.4 – Модель нейрона Маккаллока-Питтса

$$y_i = \omega \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + \theta_j \right) \quad (2.1)$$

де θ_j : зовнішній поріг

w_{ij} : синаптичні ваги

x_i : вхід

y_i : вивід

Типи нейронних мереж.

Мережа прямого розподілу.

Ця нейронна мережа є однією з найпростіших форм, де вхідні дані переміщуються в одному напрямку. Ця нейронна мережа може мати або не мати приховані шари. Говорячи простими словами, він має фронт, що поширюється хвилею і без зворотного поширення, використовуючи зазвичай класифікуючу функцію активації [67]. Нижче приведена одностороння система прямої подачі. Тут розраховується сума продуктів входів і ваг, які подаються на вихід.

Первинні нейронні мережі застосовуються у комп'ютерному баченні і у розпізнаванні мови, коли класифікація цільових класів ускладнюється.

Мережа радикально-базисних функцій.

У даному методі, розглядають відстань точки відносно центру. Дана мережа має два рівні: спочатку компоненти об'єднані у внутрішньому шарі, а потім висновок цих функцій враховується при обчисленні одного і того ж виходу на наступному кроці, який є пам'яттю.

Нижче приведена діаграма, що демонструє відстань, що обчислюється від центру до точки на площині, подібної радіусу кола. Модель залежить від максимального охоплення або радіусу кола при класифікації точок на різні категорії. Якщо точка знаходиться в радіусі або навколо нього, ймовірність того, що нова точка почне класифікуватися в цей клас, висока.

Самоорганізовані карти.

Метою карти Кохонена є введення векторів довільної розмірності в дискретне відображення, що складається з нейронів. Карта повинна бути підготовлена для створення власної організації навчальних даних. Він складається з одного або двох вимірів. При тренуванні карти розташування нейрона залишається постійним, але ваги розрізняються залежно від значення. Цей процес самоорганізації має різні частини [68].

На першому етапі кожне значення нейронів ініціалізується невеликою вагою і вхідним вектором (див. рис. 2.5).

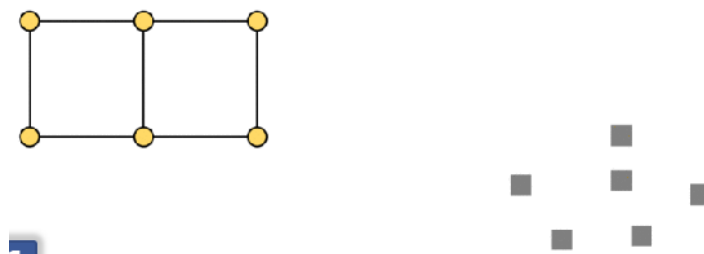


Рисунок 2.5 – Позиційні нейрони в просторі даних

На другій фазі (рис. 2.6) найближчий нейрон - це «виграшний нейрон», і нейрони, пов'язані з переможним нейроном, також будуть рухатися до точки (див.

рис. 2.7, 2.8 та 2.9). Відстань між точкою і нейронами розраховується завдяки евклідовій відстані, нейрон з найменшою відстанню виграє. Через ітерації, всі точки кластеризовані, і кожен нейрон являє собою кожен тип кластера. Результати переміщення зображено на рис. 2.10.

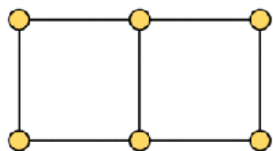


Рисунок 2.6 – Вибираємо точку даних (синю)

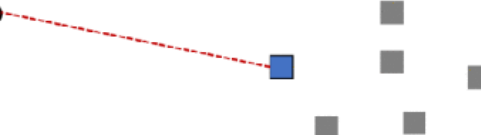
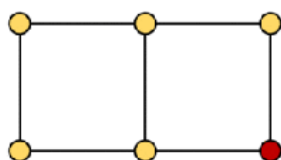


Рисунок 2.7 – Визначення найкращого обробляючого блоку (червоний)

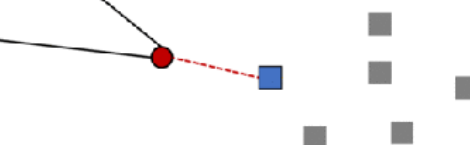
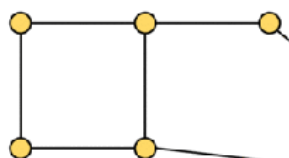


Рисунок 2.8 – Переміщення у точку даних

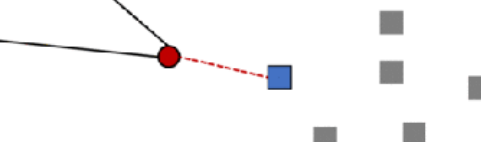
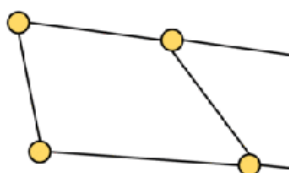


Рисунок 2.9 – Переміщення "сусідів" ближче до даних

Рекурентна нейронна мережа працює за принципом збереження вихідних даних і подачі їх назад на вхід, щоб допомогти в прогнозуванні вихідного шару [69].

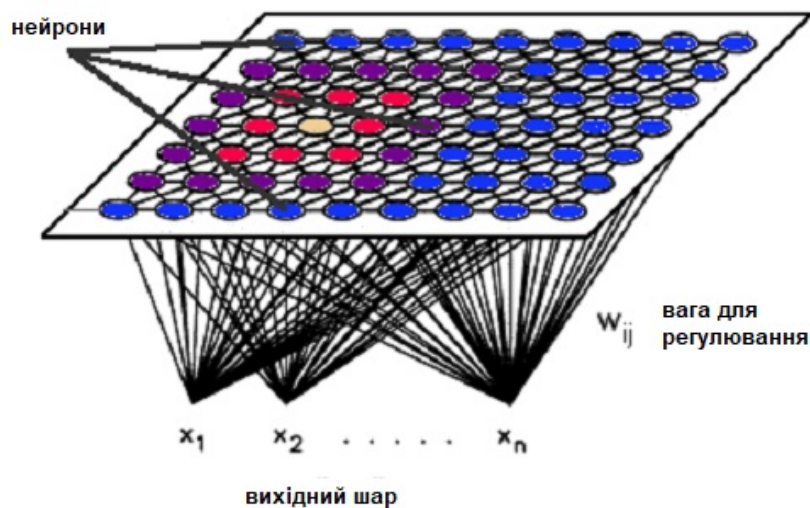


Рисунок 2.10 – Результати переміщення

Тут перший шар формується аналогічно первинної нейронної мережі подачі з продуктом суми ваг і ознак. Рекурентний процес нейронної мережі починається після обчислення, це означає, що з одного тимчасового кроку на наступний кожен нейрон буде пам'ятати деяку інформацію, що була в попередньому кроці. Це змушує кожен нейрон діяти як осередок пам'яті при виконанні обчислень. У цьому процесі нейронна мережа може працювати над поширенням фронту і пам'ятати, яка інформація буде потрібно для подальшого використання.

Якщо передбачення невірне, ми використовуємо швидкість навчання або швидкість виправлення помилок, щоб внести зміни, щоб почав поступово працювати в напрямку правильного передбачення під час зворотного поширення [70]. Схема проілюстрована на рисунку 2.11.

Модульна нейрона мережа.

Модульні нейронні мережі мають набір різних мереж, що працюють незалежно і сприяють досягненню результатів. Кожна нейронна мережа має набір входів, які є унікальними в порівнянні з іншими мережами, що будують і виконують підзадачі. Ці мережі не взаємодіють або не сигналізують один одному

про виконання завдань. Перевага модульної нейронної мережі полягає в тому, що вона розбиває великий обчислювальний процес на більш дрібні компоненти, зменшуючи складність. Ця розбивка допоможе зменшити кількість з'єднань і заперечує взаємодія цих мереж один з одним, що, в свою чергу, збільшить швидкість обчислень. Однак час обробки буде залежати від кількості нейронів і їх участі в обчисленні результатів.

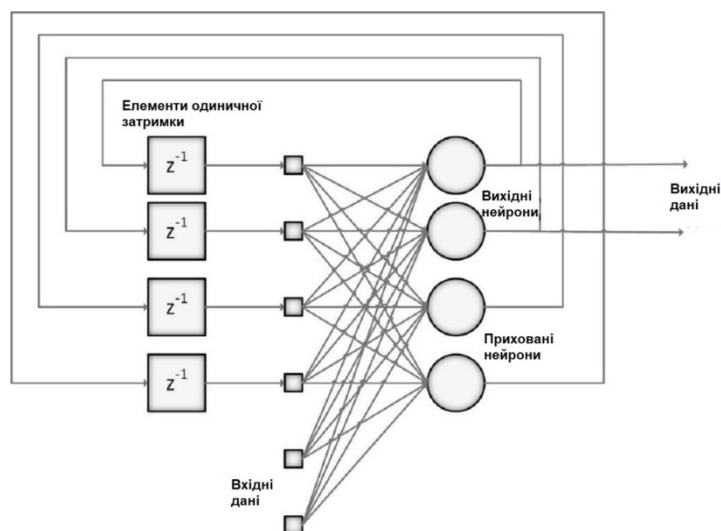


Рисунок 2.11 – Схема архітектури рекурентної нейронної мережі з прихованими нейронами

Нижче продемонстровано на рисунку 2.12 візуальне уявлення модульної нейронної мережі.

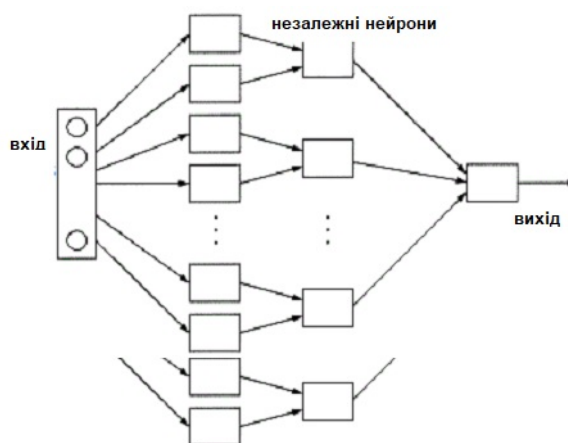


Рисунок 2.12 – Модульна нейрона мережа

Хоча у нейронних мереж зворотного поширення є кілька прихованих шарів, структура з'єднання з одного шару на наступний локалізується. Саме так

неокогнітрон також має кілька прихованих шарів, і його навчання виконується за шаром для таких додатків.

2.3. Область застосування нейронних мереж

Розпізнавання мови.

Мова займає значну роль в нашій взаємодії. Тому для людей природно очікувати мовних інтерфейсів з комп'ютерами. У нинішню епоху, для спілкування з машинами, людям як і раніше потрібні складні мови, які важко освоїти і використовувати. Щоб полегшити цей комунікаційний бар'єр, простим рішенням може бути спілкування розмовною мовою, яка може бути зрозуміла машиною. У даній області досягнуто значного прогресу, проте все ж таки системи стикаються з проблемою обмеженого словникового запасу або граматики поряд з проблемою перепідготовки системи для різних ораторів в різних умовах. Нейронні мережі відіграють важливу роль в цій галузі. Для розпізнавання мови використовувалися наступні методи:

- Багаторівневі мережі;
- Багаторівневі мережі з повторюваними сполуками;
- Карта самоорганізації.

Розпізнавання символів

Це цікава проблема, яка потрапляє під загальну область розпізнавання образів. Багато нейронних мереж були розроблені для автоматичного розпізнавання рукописних символів, будь то букви або цифри. Нижче наведені деякі нейронні мережі, які використовуються для розпізнавання символів:

- Багатошарові нейронні мережі;
- Неокогнітрон;

Додаток для перевірки підпису.

Підписи є одним з найбільш корисних способів авторизації і аутентифікації особи в юридичних транзакціях. Для цього додатка першим підходом є отримання функції або, скоріше, геометричний набір функцій, який представляє підпис. С допомогою цих наборів функцій ми повинні навчати нейронні мережі, використовуючи ефективний алгоритм нейронної мережі. Ця навчена нейронна мережа буде класифікувати підпис як справжню або підроблену на стадії перевірки.

Економіка і бізнес.

Прогнозування попиту (ціни на сировину, курс валют, прогнозування попиту і т.д.), оцінка ризиків.

Нейронні мережі та нечітка логіка

Нечітка логіка відноситься до логіки, розробленої для вираження ступеня правдивості шляхом присвоєння значень між 0 і 1, на відміну від традиційної логічної логіки, яка представляє 0 та 1.

Нечітка логіка і нейронні мережі мають одну спільну рису. Вони можуть використовуватися для вирішення проблем розпізнавання образів та інших, які не пов'язані з будь-якої математичної моделлю. Системи, що поєднують як нечітку логіку, так і нейронні мережі, є нейро-нечіткими системами. Ці системи (гібриди) можуть поєднувати переваги як нейронних мереж, так і нечіткої логіки, для більш вдалого використання. Були інтегровані для використання в наступних програмах:

- Автомобілебудування;
- Підбір кандидатів на роботу;
- Управління краном;
- Моніторинг глаукоми.

Архітектури нейронних мереж

- Нейронні мережі, як відомо, є універсальними функціями апроксиматоров;
- Різні архітектури доступні для нелінійних функцій;

- Різні архітектури дозволяють генерувати функції різної складності та потужності;
- Мережі з прямим доступом
- Відсутність зворотного зв'язку в мережі;
- З'єднання відбувається від одного шару до іншого;
- Інформаційний потік, в загальному напрямку.

Вхідний шар. Кількість нейронів в цьому шарі відповідає числу входів в нейронну мережу. Цей шар складається з пасивних вузлів, тобто, які не беруть участі в зміні сигналу, але тільки передає сигнал на наступний рівень.

Прихований шар. Цей шар має довільний кількість шарів з довільним числом нейронів. Вузли в цьому шарі приймають частину в модифікації сигналу, отже, вони активні.

Вихідний шар. Кількість нейронів у вихідному шарі відповідає кількості вихідних значень нейронна мережа. Вузли в цьому шарі є активними.

Архітектура мережі показана на рисунку 2.13.

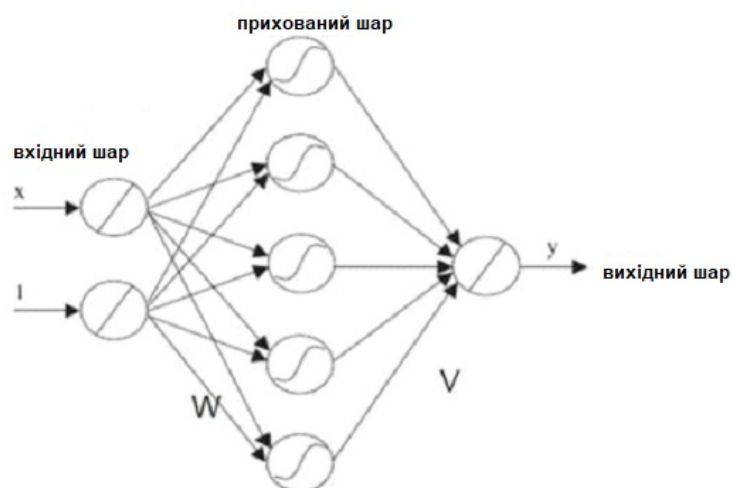


Рисунок 2.13 – Архітектура НМ

Розмір мережі $n * m * r = 2 * 5 * 1$

де W_{nm} - вхідна вагова матриця

V_{rm} - вихідна вагова матриця

Засоби зворотного зв'язку

Вихід нейрона подається прямо пропорційно на його вхід через інші пов'язані нейрони, в складних задачах розпізнавання образів, наприклад, мови розпізнавання і т.п (див. рис. 2.14).

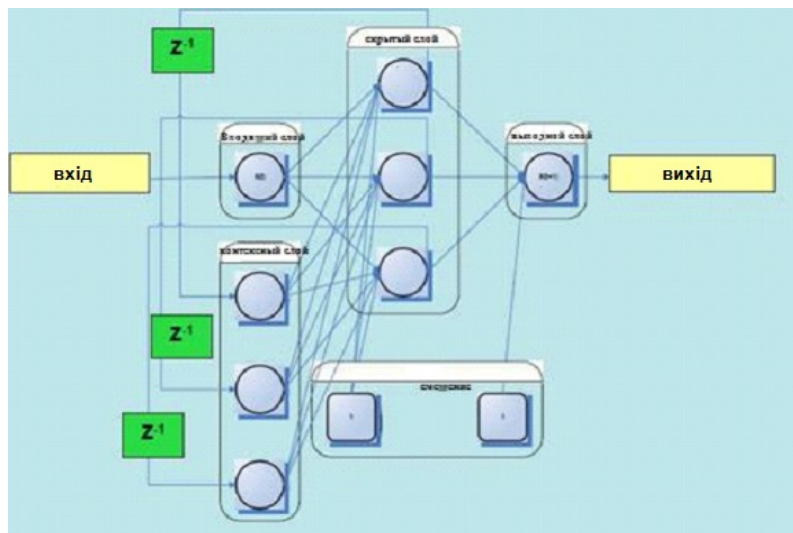


Рисунок 2.14 – Захід зворотного зв'язку

2.4. Методи навчання нейронних мереж

Кожна створена нейронна мережа вимагає навчання, щоб отримати позитивний результат. У таких завданнях вхідні дані являють собою результати вимірювань деяких характеристик об'єкта. Нейронні мережі класифікуються за такими видами навчання (рис. 2.15):

- Які Відбуваються навчання з учителем;
- Які Відбуваються навчання без учителя.

Методи навчання:

- Контрольоване навчання
- Неконтрольоване навчання
- Посилене навчання

Класифікація алгоритмів навчання наведена на рисунку 2.16.

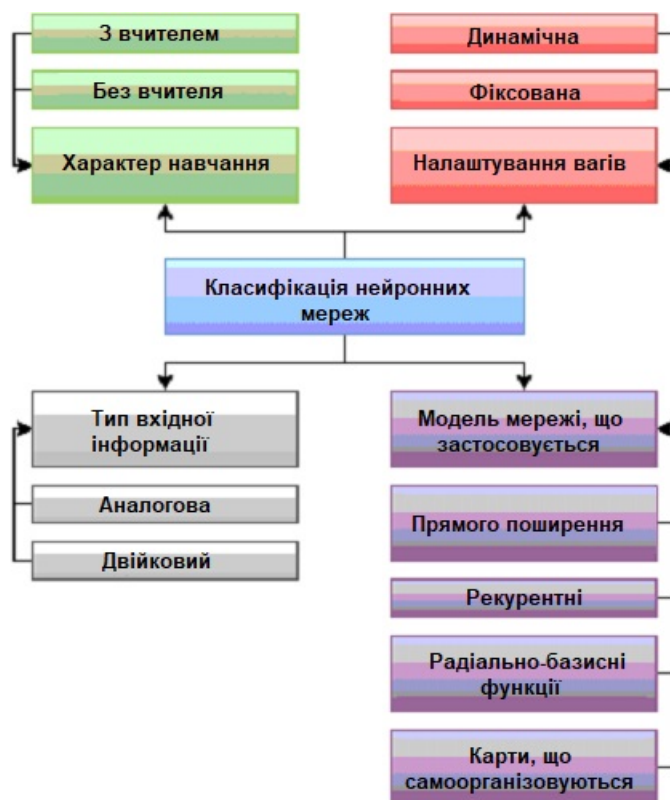


Рисунок 2.15 – Види навчання нейронних мереж



Рисунок 2.16 – Алгоритми навчання

Контрольоване навчання.

Підконтрольне навчання означає з «Вчителем», необхідно мати набір для навчання, який складається з вхідних векторів і пов'язаного з ним вектора-мішені з кожним вхідним вектором. Процес навчання намагається мінімізувати «дистанцію» між фактичними і бажаними виходами нейронної мережі. Ваги налаштовуються так, щоб мережа виробляла відповіді як можна більш близькі до відомих правильних відповідей.

Неконтрольоване навчання.

Мета неконтрольованого навчання - виявити шаблони або функції у вхідних даних без допомоги вчителя, в основному виконуючи кластерізацію вхідного простору. Система дізнається про шаблон з самих даних без апріорного знання. Це схоже на наш досвід навчання в дорослому житті. Наприклад, часто в нашій робочому середовищі, нас кидають в проект або в ситуацію, про які ми дуже мало знаємо. Однак ми намагаємося ознайомитися, як можна швидше, використовуючи наш попередній досвід, освіту, знання, і інші фактори [81].

Контрольована система навчання (див. рис. 2.17):

- Попередження;
- Функціональна посилення;
- Одиниця продукту;
- Тимчасова затримка.



Рисунок 2.17 – Контрольована система навчання

Правило Хебба: допомагає нейронній мережі або нейронних збірок, пам'ятати конкретні шаблони, схожі на пам'ять. Зі збережених знань, подібні види неповних або просторових моделей можуть бути розпізнані. Це правило швидше в навчанні, ніж правило дельти або зворотне поширення алгоритму, оскільки немає повторюваного уявлення і навчання пари вхід-вихід. Важливою особливістю цього правила є те, що зміна синаптичної ваги залежить тільки від активності нейронів, які пов'язані з даними синапсом. Це істотно спрощує ланцюг навчання в реалізації VLSI [82].

Посилене навчання.

«Вчитель», хоч і доступний, але не надає очікуваної відповіді, відома тільки критична оцінка правильності виходу нейронної мережі, але не самі правильні значення виходу (див. рис. 2.18).

- Надана інформація допомагає мережі в процесі навчання;
- Отримано винагороду за правильний розрахунок і штраф за неправильну відповідь.



Рисунок 2.18 – Посилене навчання

Алгоритм у контрольованому навчанні нейронних мереж.

Цей метод є основним і має ще одну назву - Backpropagation, так як використовує алгоритм градієнтного спуску (див. рис. 2.19). Тобто за допомогою руху уздовж градієнта розраховується локальний мінімум і максимум функції.

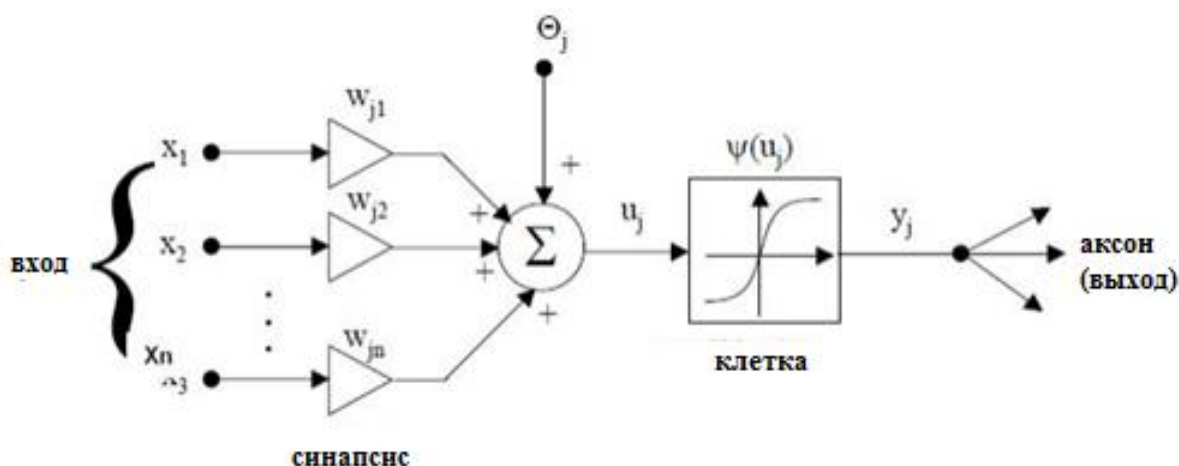


Рисунок 2.19 – Модель спуску

Розуміння цього методу приведе до того, що наступний не спричинятиме труднощів. Якщо уявити функцію у вигляді графіка, що визначає залежність помилки від ваги синапсу, то на цьому графіку необхідно знайти точку з

мінімальним значенням помилки і з максимальним. При цьому кожна вага повинна мати своє графічне представлення і до кожного з них необхідно обчислити глобальний мінімум. Сам градієнт є векторним значенням і визначає напрямок та крутизну схилу. Градієнт знаходиться за допомогою похідної від функції в потрібній точці. Опинившись в певній точці багатозначно ваги, який розподіляється у випадковому порядку, обчислюється градієнт і визначається напрямок руху спуску, і так в кожній наступній точці, поки не досягається локальний мінімум, який дозволить подальшого спуску. Щоб впоратися з цією неприємністю необхідно встановити потрібне значення моменту, яке дозволить подолати частину графіка і досягти потрібної точки. Якщо це значення буде недостатнім, то подолати опуклість не вийде, у випадку з установкою більш високого значення, ніж потрібно є шанси проскочити глобальний мінімум. Крім моменту прискорення, є ще поняття, що визначає загальну швидкість навчання мережі. Це значення, як і попереднє являє собою гіперпараметр і підбирається методом проб і помилок. Оптимальний варіант заздалегідь ніколи не відомий, дізнатися його можна тільки провівши кілька навчань і коригуючи кожен раз значення в потрібному напрямку. Тепер можна перейти безпосередньо до методу навчання і визначити, що він із себе представляє. У процесі надходження інформації нейронна мережа послідовно передає її від одного нейрона до іншого за допомогою синапсів, до того моменту, поки інформація не опиниться на вихідному шарі і не буде видана як результат.

Після того як результат отриманий обчислюється помилка і на її основі виконуємо зворотню передачу. Суть якої - послідовно змінити вагу синапсів починаючи з вихідного і просуваючись до вхідного шару. При цьому значення ваги змінюється в бік кращого результату. Для використання такого методу навчання підійдуть тільки ті функції активації, які можна диференціювати. Так як зворотне поширення обчислюється за допомогою вирахування різниці результатів і множення його на похідну функції від вхідного значення.

- Метод найшвидшого спуск
- Метод найшвидшого спуск (не перший, а використовуваний в більшості)

Алгоритм оптимізації, який використовується для знаходження значення параметрів (коефіцієнтів) функції (f).

Метод найшвидшого спуска (див. рис. 2.20) найкраще використовувати, коли параметри не можуть бути обчислені аналітично (наприклад, з використанням лінійно алгебри) і повинні бути знайдені алгоритмом оптимізації. Вимагає визначення помилки (або цілі) функція для вимірювання помилки нейрона в наближенні мети.

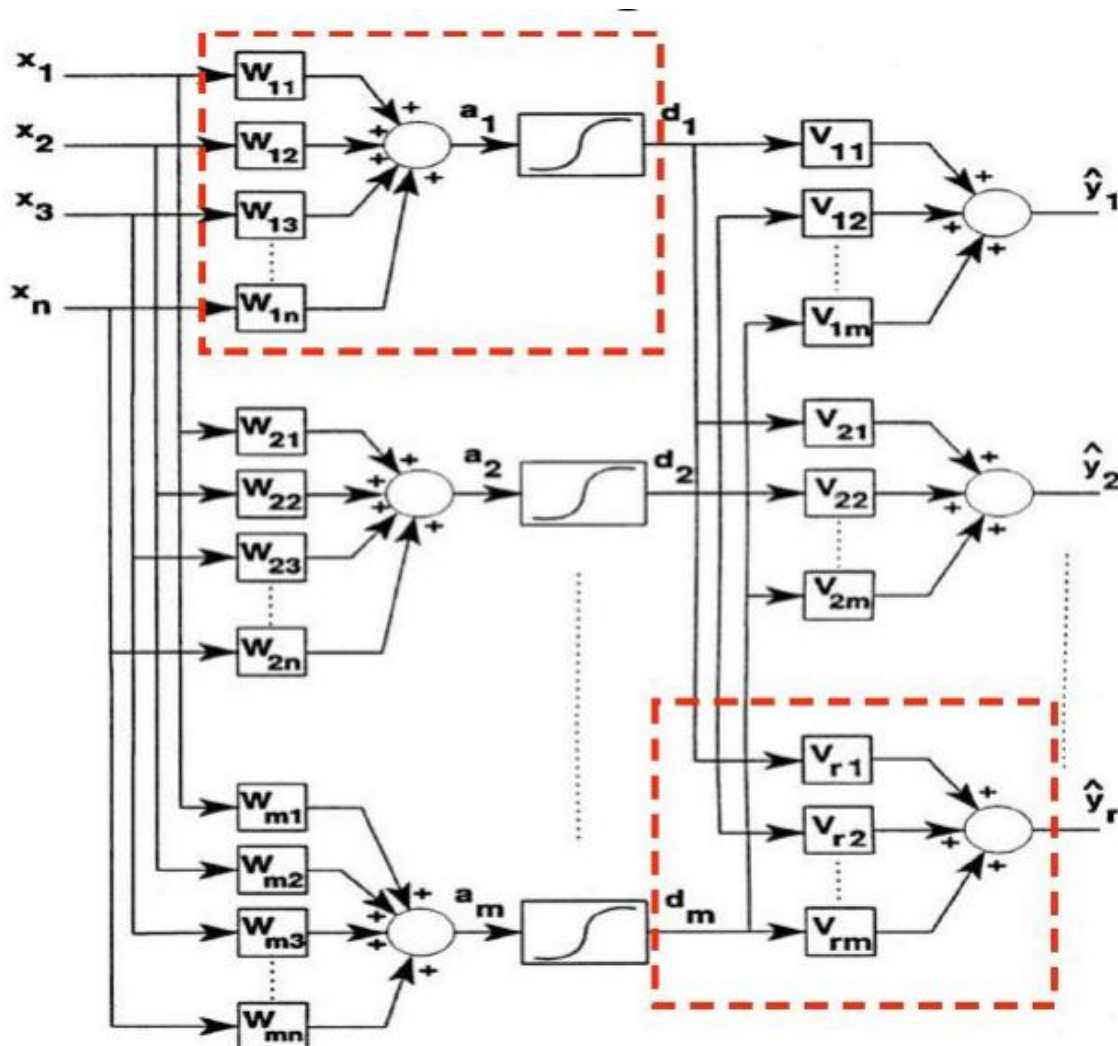


Рисунок 2.20 – Градієнтний спуск

Методи оптимізації для навчання нейронних мереж.

Локальна оптимізація - алгоритм закінчується локальний оптимум без знаходження глобального оптимуму. Метод найшвидшого спуск і масштабувати пов'язаний градієнт локальні оптимізатори. Глобальна оптимізація, в якій виконується пошук алгоритму для глобального оптимуму за допомогою

механізмів, які дозволяють проводити дослідження в пошукових системах. Глобальний оптимізатори включають метод переступання, імітований віджиг, еволюційні обчислення та оптимізацію. «Локальні і глобальні методи оптимізації можуть бути об'єднані в форму гібридні навчальні алгоритми» [83].

Корекція ваги / Оновлення

Існують два типи контрольованих алгоритмів навчання, заснованих на тому, коли/як вага оновлені:

– Стохастичне/Дельта/(онлайн) навчання, де коригуються ваги нейронних мереж після кожної надання шаблону. В цьому випадку наступний шаблон введення вибирається випадковим чином з набору тренувань, щоб запобігти будь-якому зміщенню, яке може відбуватися через послідовності, в яких патерни зустрічаються в навчальному наборі.

– Пакетне (автономне) навчання, де накопичуються зміни ваги нейронних мереж і використовується для коригування ваги (див. рис. 2.21).

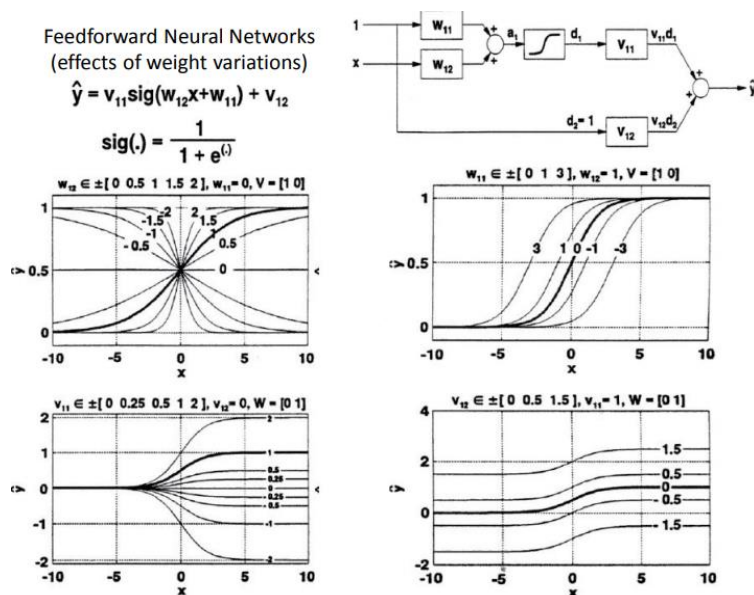


Рисунок 2.21 – Коригування ваги

Щоб впоратися з цією неприємністю необхідно встановити потрібне значення моменту, яке дозволить подолати частину графіка і досягти потрібної точки.

2.5 Нейронна мережа для прогнозування попиту на електромобілі

Багато категорій продуктів характеризуються поступовими поліпшеннями, поліпшеними функціями і продуктивністю, а іноді і шляхом випуску нових поколінь з новими конфігураціями. Наприклад, мобільні телефони, ноутбуки, операційні системи, тонкий плоский телевізор та широкосмугові модеми, електромобіль - це всього лише кілька прикладів продуктів з частим використанням поліпшених версій для ринку швидкого зростання кількох поколінь одночасно.

У даній роботі, розглядається прогнозування попиту на електромобілі. Оскільки більшість досліджень нових технологій ґрунтуються на бажаних даних, прогнози на ринку відображають частку бажаних даних, і ґрунтуються не на реальному ринку. Більш того, типові моделі попиту підходять для прогнозування попиту на відносно стабільних ринках, але демонструють обмеження в разі інновацій. При прогнозуванні ринку нових продуктів вкрай важливо враховувати роль інновацій і то, як вона проникає на новий ринок з плином часу, через дифузійний процес. Однак типові моделі дифузії в маркетингових дослідженнях використовують досить прості моделі попиту.

Компанії, що виробляють електромобілі, зіткнулися з величезними труднощами при переході на продукт з масовим збутом. З введенням нових моделей від кількох виробників, потреба в надійних прогнозах майбутнього попиту більше, ніж будь-коли стало актуально.

Відома проблема, пов'язана з прогнозуванням попиту на інноваційний продукт, пов'язана з тим, що більшість моделей дискретного вибору для нових технологій засновані на гіпотетичних даних про перевагу. Коли ці моделі використовуються для прогнозування, альтернативні конкретні константи (ASC) і, в кінцевому рахунку повинні бути скоректовані з урахуванням того факту, що неспостережувані фактори можуть варіюватися між гіпотетичної установкою і реальним ринком. Отже, багато досліджень попиту на електромобілі з

використанням даних представляють тільки модельні оцінки та / або компроміси між коефіцієнтами, але не надають реальні прогнози. У багатьох дослідженнях представлені моделі, які оцінені за заявленими перевагами, які призначені для великих систем моделювання, але не повідомляють про те, як ці моделі будуть інтегровані. Знаючи обмеження даних, в більшості досліджень використовуються оціночні коефіцієнти для порівняння частки ринку електромашин в різних сценаріях, але не стверджують, що це фактичні прогнози.

Типові моделі прогнозування попиту підходять для прогнозування попиту на відносно стабільні ринки, і демонструють обмеження в разі інновацій. Інновації часто повільно поширюються і вимагають багато часу для отримання значної частки ринку. Дифузійний процес був визначений як спосіб, за допомогою якого інновація повідомляється по певних каналах з плином часу серед членів соціальної системи.

В цьому розділі, представлена навчена нейронна мережа, призначена для прогнозування попиту на автомобілі, навчена за допомогою методу зворотного помилки, який був докладно описаний в главі раніше.

В якості вихідних даних будемо використовувати статистику проданих електромобілів в Китаї до 2013 року. Прогноз буде здійснюватися з 2013 по 2017 роки. В результаті моделювання порівняємо результати з реальними показниками попиту на електромобілі в Китаї до 2017 року, в слідстві чого можна буде зробити висновок про точність Прогноза.

Попит на електромобіль.

У 2017 році в Україні було зареєстровано 208 нових легкових електромобілів, що на 12% більше, ніж роком раніше. У 2015-2016 рр. ринок скорочувався (див. рисунок 2.23), але за підсумками першого півріччя 2017 р стабілізувався. Більше 60% електромобілів купують жителі Києва та передмістя.

Серед причин низьких продажів зазвичай виділяють наступні:

- байдужість громадян в екологічному питанні;
- складність у створенні прийнятною інфраструктури через великий території і значної протяжності доріг;

– неширокий асортимент електромобілів, який офіційно поставляється.

Наприклад, у 2017 році в світі було продано понад 1 млн електромобілів - що на 58% більше, ніж роком раніше. У ці дані включені глобальні продажі легкових електромобілів. Гістограми рингу проілюстровані на рисунку 2.22.

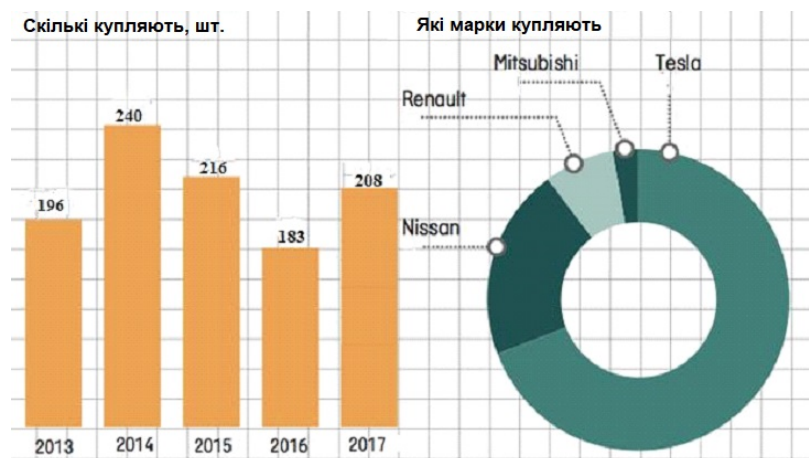


Рисунок 2.22 – Ринок електромобілів на Україні

На даний момент, у Китаю 49,5% ринку електромобілів.

За обсягами продажів заряджаємих автомобілів КНР займає перше місце в світі: 825 тис. За 2017 рік. В Японії продажі зросли на 150%, в Європі - на 39% (на 149 086), а в США - на 27% (див. рис. 2.23).

	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Canada							0.52	2.54	5.66	10.73	17.69	29.27
China					0.48	1.91	6.98	16.88	32.22	105.39	312.77	648.77
France	0.01	0.01	0.01	0.01	0.12	0.30	3.03	9.29	18.91	31.54	54.49	84.00
Germany	0.02	0.02	0.02	0.09	0.10	0.25	1.89	5.26	12.19	24.93	48.12	72.73
India				0.37	0.53	0.88	1.33	2.76	2.95	3.35	4.35	4.80
Japan					1.08	3.52	16.14	40.58	69.46	101.74	126.40	151.25
Korea						0.06	0.34	0.85	1.45	2.76	5.95	11.21
Netherlands				0.01	0.15	0.27	1.14	6.26	28.67	43.76	87.53	112.01
Norway			0.01	0.26	0.40	3.35	5.38	9.89	20.37	44.21	84.18	133.26
Sweden							0.18	1.11	2.66	7.32	15.91	29.33
United Kingdom	0.22	0.55	1.00	1.22	1.40	1.68	2.89	5.59	9.34	24.08	48.51	86.42
United States	1.12	1.12	1.12	2.58	2.58	3.77	21.50	74.74	171.44	290.22	404.09	563.71
Others					0.64	0.83	3.25	6.90	12.76	25.35	52.63	87.48
Total	1.37	1.69	2.15	4.54	7.47	16.81	64.58	182.64	388.07	715.39	1 262.61	2 014.22

Рисунок 2.23 – Кількість електромобілів з 2005 по 2016

Для перевірки моделі на адекватність, візьмемо показники попиту на автомобіль в Китаї з 2009 по 2013 рік включно. Потім проводимо прогнозування попиту з 2014 по 2016 рік.

В даному розділі розглядаємо навчання нейронної мережі для прогнозування попиту з допомогою методу зворотного помилки, а також проводиться аналіз точності прогнозу при зміні кількості навчених нейронів (див. рис. 2.24).

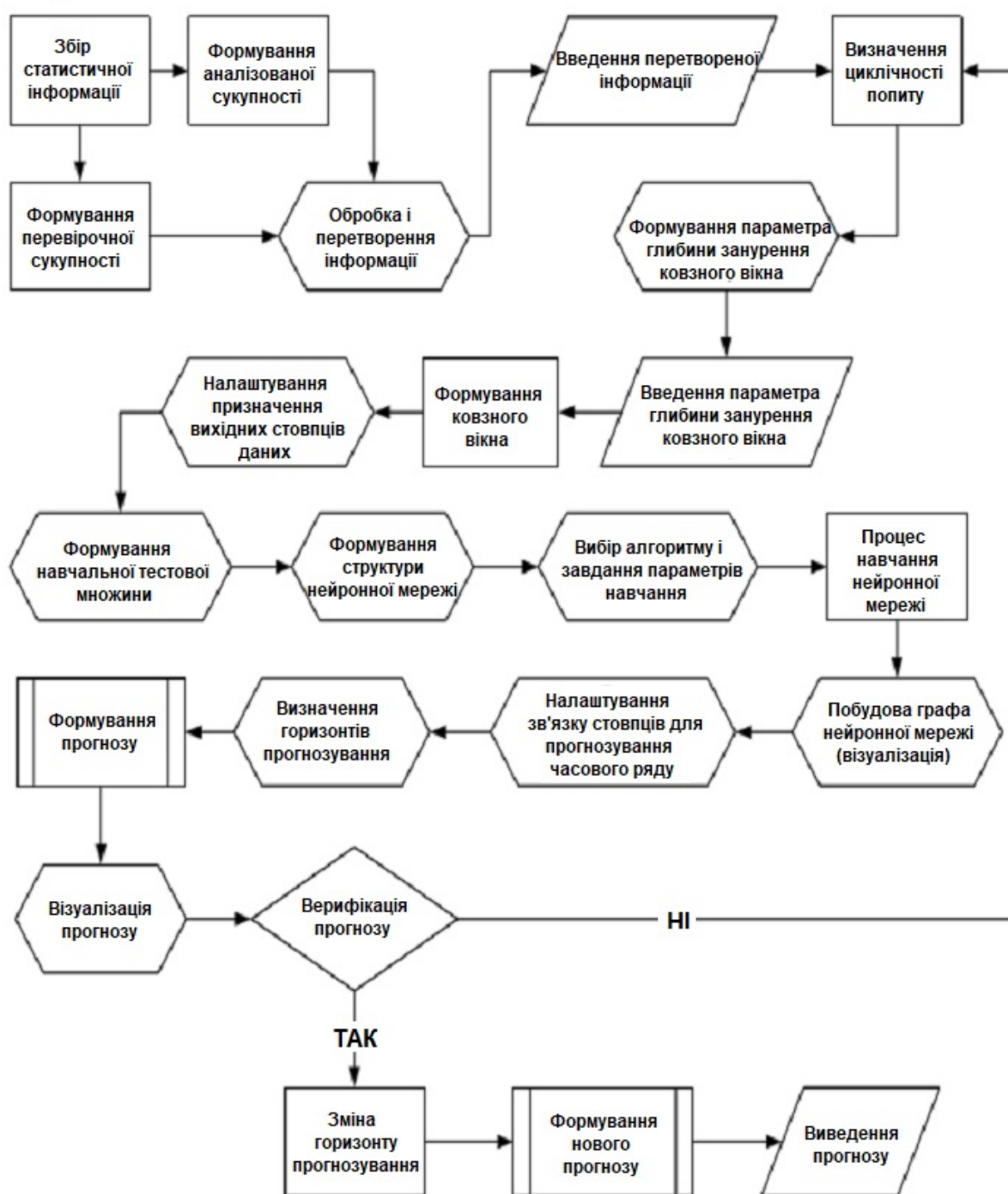


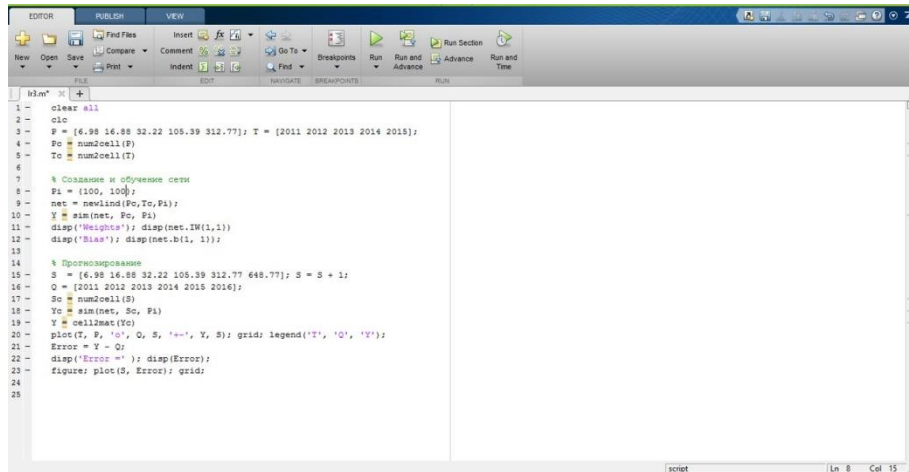
Рисунок 2.24 – Алгоритм прогнозування

Для навчання нейронної мережі, ми вводимо вихідні дані:

$$S = [6.98 \ 16.88 \ 32.22],$$

де S - числа масиву, кількість проданих електромобілів в тисячах.

Результат виконання прогнозу навченої нейронної мережею представлений на рисунку 2.26. На даному графіку видно, розбіжність з вхідними даними в точках 2014 і 2016, більше 20%. Код програми приведений на рисунку 2.25.



```

1 clear all
2 clc
3 P = [6.98 16.88 32.22 105.39 312.77]; T = [2011 2012 2013 2014 2015];
4 P = num2cell(P);
5 T = num2cell(T);
6
7 % Создание и обучение сети
8 P1 = [100, 100];
9 net = newlin(Po,T,P1);
10 Y = sim(net, P);
11 disp('Weights'); disp(net.IW(1,1));
12 disp('Bias'); disp(net.b(1,1));
13
14 % Прогнозирование
15 S = [6.98 16.88 32.22 105.39 312.77 648.77]; S = S + 1;
16 Q = [2011 2012 2013 2014 2015 2016];
17 S = num2cell(S);
18 Q = num2cell(Q);
19 Y = cell2mat(Y);
20 plot(T, P, 'o', Q, S, 'x-', Y, S); grid; legend('T', 'Q', 'Y');
21 Error = Y - Q;
22 disp('Error'); disp(Error);
23 figure; plot(S, Error); grid;
24
25

```

Рисунок 2.25 – Код програми для навчання нейронної мережі

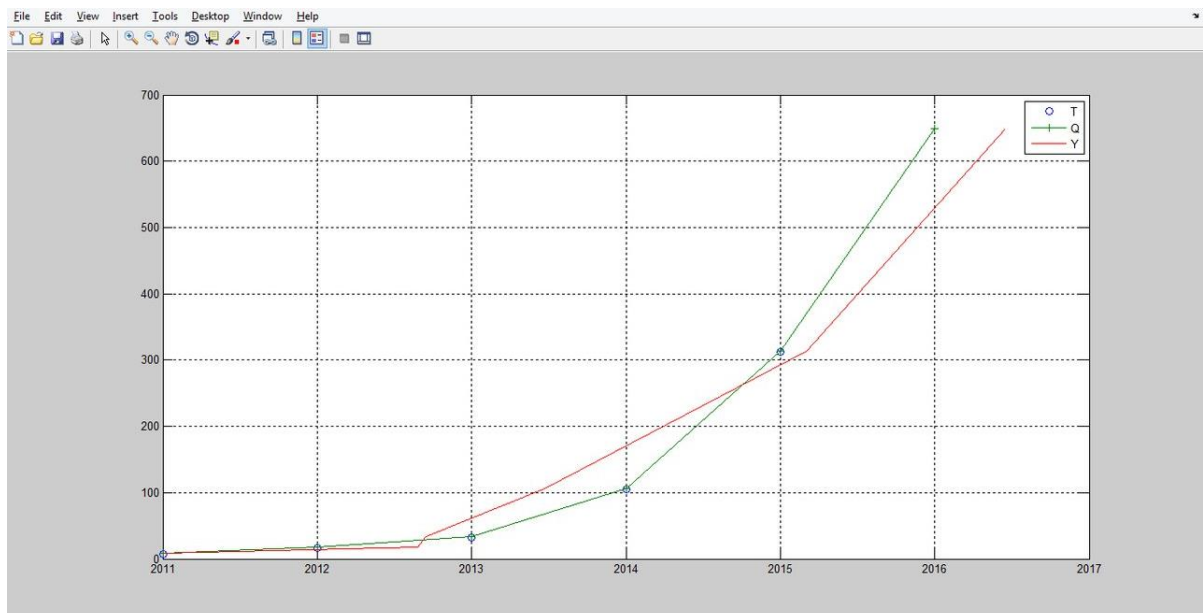


Рисунок 2.26. Графік прогнозу продажів від вихідної функції, де Y - прогноз, Q - вихідна функції, T - вихідна функція

Для зменшення помилки, збільшуємо кількість нейронів у два рази. На рисунку 2.27 видно, що точність прогнозування збільшилася і помилка прогнозування становить не більше 7%.

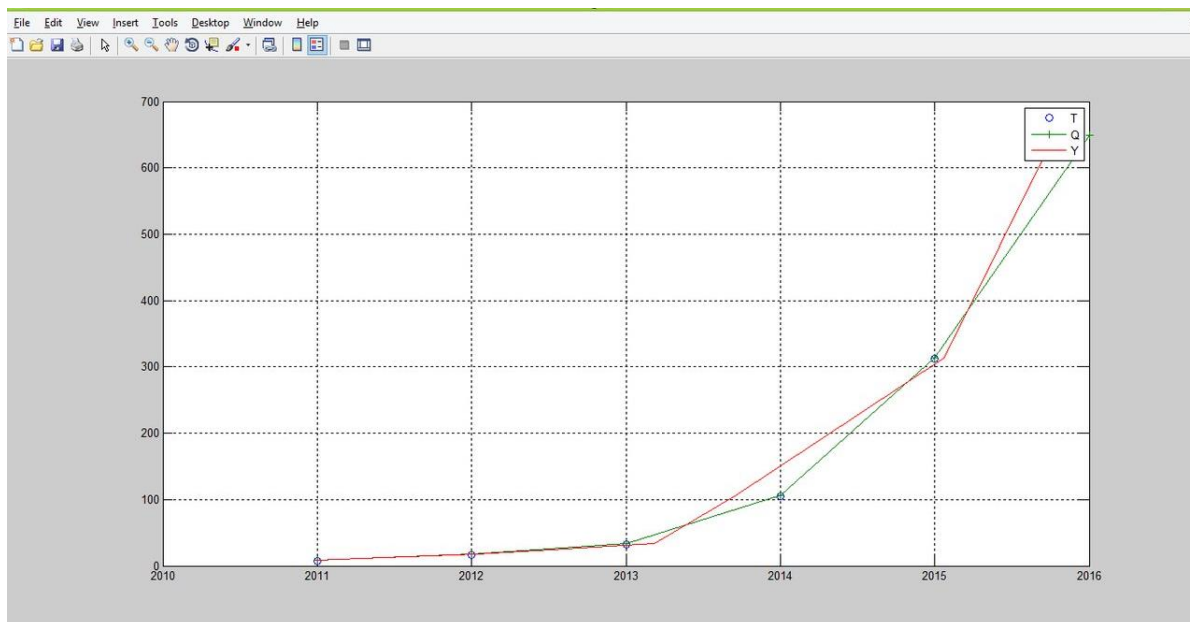


Рисунок 2.27 - Графік прогнозування продажів електромобілів зі збільшенням кількості нейронів у два рази

Результатом даної роботи є прогнозування попиту з допомогою нейронної мережі з помилкою прогнозування попиту на електромобіль не більше 7% в порівнянні з даними отриманими до 2016 року.

В ході проведених досліджень і розробок моделі, була навчена нейронна мережа методом поширення зворотного помилки. Також було збільшено кількість навчених нейронів, що дозволило зменшити помилки прогнозування.

Збільшення кількості точок (вихідних даних, на яких навчається нейронна мережа) і нейронів підвищує точність прогнозування.

Пропонований інструмент моделювання володіє більшою точністю і дозволяє знизити помилку прогнозування попиту інноваційної продукції. В результаті даної роботи, помилка прогнозу склала не більше 7%.

3. ПЕРЕВІРКА МОДЕЛЕЙ НА ЇХ ДОСТОВІРНІСТЬ

Для перевірки моделі з навченими нейронними мережами на достовірність, у цьому розділі представлена імітаційна модель, яка була інтегрована в динамічну систему моделювання, що дозволяє моделювати важливі зворотні зв'язки затребуваності через динамічної еволюції електромобілів, також враховує дифузний ефект моделі Басса з урахуванням ринкового потенціалу, коефіцієнта інновацій та уподобання.

3.1. Модель системної динаміки для прогнозування попиту

Точне прогнозування масштабів розробки та еволюції електромобілів - складне завдання, яке є довгостроковим динамічним процесом і визначається багатьма різними факторами, такими як технологія, економіка, політика, рівень регіонального розвитку і т.д. У міру того, як електромобілі розробляються на ранній стадії, відсутні дані для відповідних досліджень та перевірки моделі, опитування споживачів за споживчими закупок було проведено в [6], а переваги споживачів за ціною, продуктивності, надійності, безпеки і зручності були витягнуті з дані опитування з використанням процесу аналітичної ієрархії.

На відміну від традиційного прогнозування ринку, електромобіль - це нова автомобільна технологія, впроваджена в останні роки, і кілька даних про продажі доступні для перевірки будь-якої моделі ринку. Таким чином, складно прогнозувати еволюцію автомобіля з електричним двигуном, за допомогою класичних інструментів ринкового прогнозування. Крім того, під час динамічного прогнозування необхідно враховувати інтерактивну взаємозв'язок між різними факторами. Щоб краще описати взаємопов'язану складний взаємозв'язок між

різними факторами, вводиться підхід до системної динаміки. Основні процедури з використанням імітаційної моделі показані на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 – Основна блок-схема моделювання

Фактори, що впливають на покупку електромобіля, незліченні в реальному світі, тому більшість з них в рамках всього простору рішень повинно бути ідентифіковано в першу чергу, відповідно до загальній класифікації (наприклад, продуктивність, ціна, політика, психологія та ін.). У даній роботі вибираються кілька факторів, які можуть вплинути на еволюцію електромобілів, а потім оцінюють важливість кожного фактору. Зокрема, основні чинники, які впливають на масштабну еволюцію автомобіля з електродвигуном, вибираються наступним чином: ВВП, населення, масштаб автомобіля, субсидія, ціна на паливо, різниця в ціні покупки між звичайним транспортним засобом і електромобілем, термін служби транспортного засобу, час зарядки і т. д. Для деяких математичних відносин, наприклад, кількість населення в основному визначається початковою кількістю і його темпом зростання, їх можна сформулювати безпосередньо. Хоча для деяких відносин з психологічними характеристиками, таких як готовність купити, важко висловити вже відомими рівняннями, тому метод дослідження, може бути прийнятий для отримання кількісного співвідношення. Вплив різних факторів (наприклад, діапазон, час заряду, різницю цін, ціна покупки, ціна на паливо) за коефіцієнтом вибору клієнтів можна кількісно визначити відповідно до статистикою сортуванням. Огляд може бути використаний для забезпечення системного аналізу розвитку шкали і уточнення його основного протиріччя, основних змінних і формулювання математичної взаємозв'язку між факторами з даними, отриманими в ході обстеження. Відповідно до обраних факторами побудована модель системної динаміки.

Модуль розробки автомобіля.

З одного боку, розвиток транспортного засобу визначається збільшенням попиту на транспортний засіб і заміною транспортного засобу, який може бути представлено взаємодією між шкалою транспортного засобу і його приростом або ломом. З іншого боку, масштаб автомобіля складається з різних типів транспортних засобів, включаючи електромобіль і звичайний автомобіль з двигуном внутрішнього згорання, що конкурують один з одним за частку на ринку. І ринковий попит від кожного типу транспортних засобів визначає максимальний розмір загального ринку. Бізнес-модель цього модуля показана математичними формулами:

$$EV_{\text{parc}}(t) = \sum_{t=0}^T (B_{EV}(t) - D_{EV}(t)) + EV_{\text{parc}}(t_0) \quad (3.1)$$

$$D_{cv}(t) = \frac{CV_{\text{parc}}(t)}{AVG} \quad (3.2)$$

$$D_{ev}(t) = \begin{cases} \frac{EV_{\text{parc}}(t)}{AVR} \\ 0 \\ t \geq \text{delay} \end{cases} \quad (3.3)$$

$EV_{\text{parc}}(t)$ визначається кількістю покупки електромобілів (представленим $B_{EV}(t)$). Аналогічним чином може бути отримана шкала звичайних автомобілів в момент часу t , представлена $D_{cv}(t)$. І сума покупки ОА і ЕА в момент часу t може бути отримана за шкалою ОА і ЕА, а також середня тривалість життя. AVG - це середній автомобіль. Оскільки на ранній стадії розробки немає випадку великої кількості, час затримки вводиться і представляється величиною «затримка» в рівнянні.

Модуль запиту транспортного засобу.

Цей модуль представлений взаємодією між соціально-економічним розвитком, попитом на транспортні засоби та шкалою електромобілів. Оскільки динаміка ВВП і населення тісно пов'язана з попитом на транспортні засоби, ці дві

змінні використовуються для подання соціально-економічного розвитку в документі. Основні співвідношення змінних цього модуля сформульовані за допомогою математичних рівнянь:

$$POP(t) = \sum_{t=0}^T PV(t) + POP(t_0) \quad (3.4)$$

$$PV(t) = POP(t) * PRT(t) \quad (3.5)$$

$$C_{GDP}(t) = \sum_{t=0}^T C_G(t) + C_{CDP}(t_0) \quad (3.6)$$

$$C_G(t) = C_{GDP}(t) * GR(t) \quad (3.7)$$

$$VP(t) = \frac{EV_{parc}(t) + CV_{parc}(t)}{POP(t)} \quad (3.8)$$

$$ND(t) = (VPT - VP(t)) * \alpha \quad (3.9)$$

$$TD(t) = D_{EV}(t) + D_{CV}(t) + ND(t) \quad (3.10)$$

де $POP(t)$ - популяція в момент часу t ,
 $PV(t)$ - змінна величина популяції в момент часу t ,
 $PRT(t)$ - швидкість зростання населення в момент часу t ,
 $C_{GDP}(t)$ - загальна кількість ВВП в момент часу t ,
 $C_G(t)$ - змінна величина ВВП в момент часу t ,
 $GR(t)$ - темп зростання ВВП в момент часу t ,
 $VP(t)$ - транспортний засіб на 1000 чоловік в момент часу t ,
 $ND(t)$ є новим попитом в момент часу t ,
 VPT - мета транспортного засобу на 1000 чоловік,
 α - коефіцієнт попиту,
 $TD(t)$ - загальний попит в момент часу t .

Рівняння (3.5)-(3.6) представляють динаміку популяції, а в рівняннях (3.7)-(3.8) показані варіації ВВП.

Приріст транспортного засобу кількісно визначається відношенням між коефіцієнтом попиту і диференціалом номера транспортного засобу на 1000 чоловік $VP(t)$ і цільовим числом транспортного засобу на 1000 чоловік VPT , тоді $TD(t)$ може бути отримано.

Частка модуля покупки.

Шкала електромобіля в основному заснована на частці покупки, яка визначається п'ятьма факторами, включаючи «Фактор діапазону», «Фактор часу зарядки», «Фактор ціни», «Фактор екології» і «Фактор різниці цін», на які впливають відповідно (див. рис. 3.2).

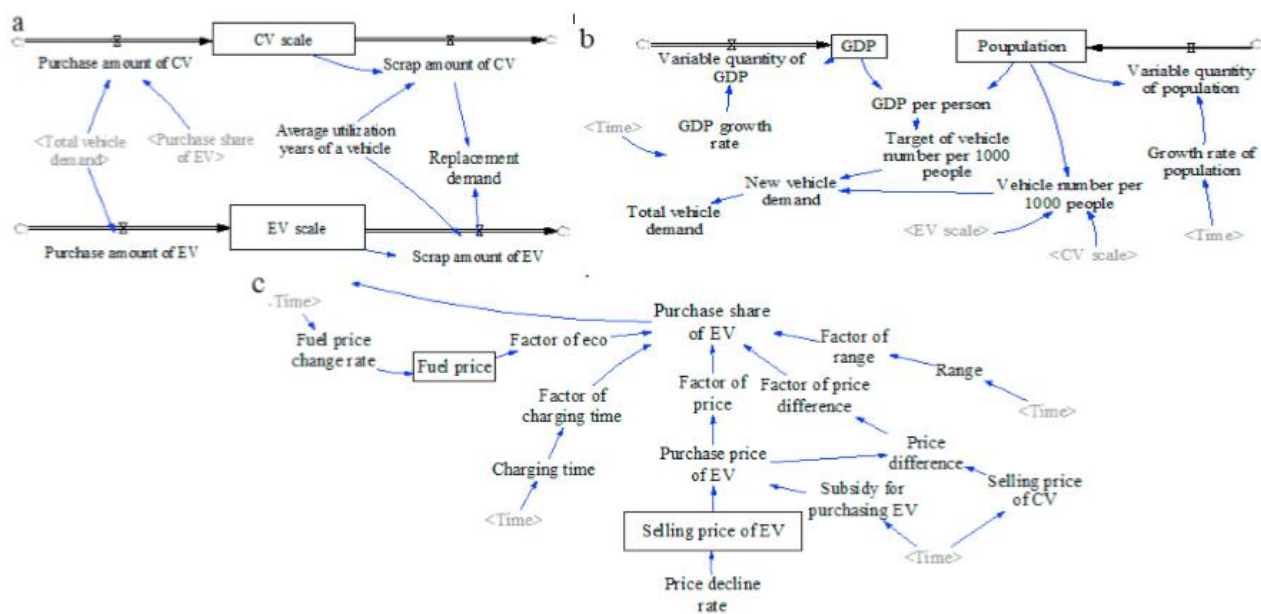


Рисунок 3.2:

- (a) Модуль розробки транспортного засобу;
- (b) модуль попиту на транспортні засоби;
- (c) Модуль еволюції

Опис випадку.

Для перевірки даної моделі, візьмемо дані з Китаю (такі ж, як і для нейронної мережі) в якості тестового прикладу для перевірки моделі, згідно зі статистичними даними, первісна чисельність населення в цьому районі становить близько 1.39 мільярда чоловік, площа 9,597,000 км², ВВП становить близько 11

трильйонів юанів. Початкова шкала ОА становить 205 млн, тоді як EV - 7. Початкова ціна на паливо становить 6,5 юаня за літр, а субсидії на покупку ЕА - 50000 юанів. ОА задається як 180000 юанів, а ЕО - 270000 юанів. Коефіцієнт зниження ціни на місяць становить 0,2%. Час зарядки становить 3,5 години. Цільова чисельність транспортного засобу на 1000 осіб становить 350 осіб. Середній термін служби транспортного засобу становить 72 місяців. В [85,86] досліджено, що народжуваність і смертність в Китаї будуть знижуватися протягом декількох десятиліть, а коефіцієнт народжуваності в сирій нафти знижується до 2016. Вага «Фактору діапазону», «фактор часу заряджання», «фактор купівельної ціни», «фактор еко» і «фактор цінового зазору» вказані згідно статистичні результати опитування.

В якості тестової платформи використовується програма Vensim, а параметри моделювання задаються наступним чином: початкова час одно 0 (в 2009 році), а час закінчення - 72-й місяць (у 2016 році).

Результати моделювання та обговорення.

На рисунку 3.3 показана еволюція шкали ЕА, а також частка покупки ЕА. Після закінчення 36 місяців ставка покупки збільшується повільно, але як і раніше демонструє тенденцію до зростання. Отримуємо результат прогнозу на 2016 - близько 570 тис.

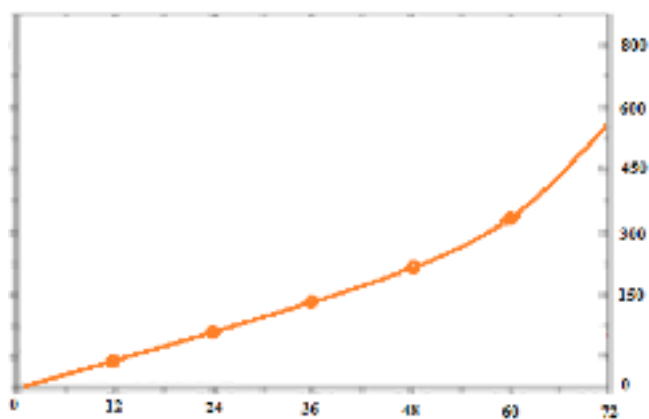


Рисунок 3.3 – Графік попиту з 2009 по 2016 р.

В результаті даного експерименту, ми бачимо, що прогнозування попиту з допомогою імітаційної моделі з урахуванням всіх факторів, що впливають,

показало помилку прогнозу на електромобіль більше 18% у порівнянні з реальними даними.

3.2. Порівняння отриманих результатів

Після проведення експериментів з використанням нейронної мережі (див. Розділ 2) та побудови моделі системної динаміки, для прогнозування попиту на електромобілі в Китаї в період з 2009 по 2016 рік включно, були отримані результати з однаковими вхідними даними. Отримані дані розходяться з реальними продажами:

- Нейронна мережа справила прогноз продажів з величиною помилки - не більше 7%.
- Модель системної динаміки, справила прогноз продажів з величиною помилки - більше 18%.

У цьому розділі була проведена верифікація імітаційної моделі, де явно показані результати прогнозування попиту продажів на електромобіль за допомогою ІМ, і порівняння даної моделі з реальними результатами.

Даний інструмент моделювання враховував фактори, що впливають на покупку, які мають вплив на масштабну еволюцію автомобіля з електродвигуном, вибиралися в такий спосіб: ВВП, населення, субсидія, ціна на паливо, різниця в ціною покупки між звичайним транспортним засобом і електромобілем, термін служби транспортного засобу, час зарядки і т. д. В результаті побудова моделі системної динаміки, помилка прогнозування попиту 18% і більше. Розробка і верифікація нейронної мережі справила прогноз продажів з величиною помилки - не більше 7%.

3.3 Верифікація моделі з навченої нейронної мережею

В даному розділі, для верифікації моделі попиту за допомогою моделі нейронної мережі, розглядаємо прогнозування попиту на електромобілі в Китаї на 2017 рік.

Результат виконання прогнозу навченої нейронної мережею представлений на рисунку 3.4 с 2011 по 2017 рік. включно. Для даного прогнозу, ми задали чотири вхідних сигналу і використовували для навчання 6 нейронів.

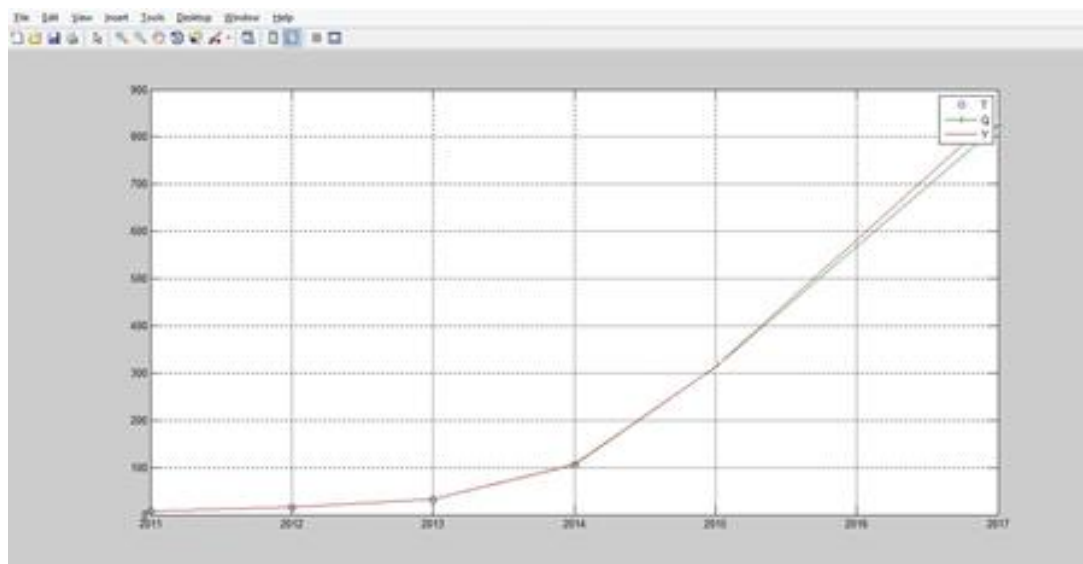


Рисунок 3.4. Графік прогнозу продажів від вихідної функції,
де Y- прогноз,
Q - вихідна функції,
T - вихідна функція.

Реальний попит електромобілів в 2017 році склав 825 тис. Отриманий результат склав 818 тис. На даному графіку видно точність даного інструменту прогнозування, і помилка прогнозування становить не більше 7%.

ВИСНОВКИ

У ході науково-дослідної роботи було проведено аналіз предметної області, порівняльний аналіз методів, моделей та інструментів прогнозування попиту на інноваційну продукцію.

Було розглянуто нейронні мережи. Особливості будови нейрона, мереж на основі нейронів із врахуванням складності задач у яких вони використовуються, класичні області та задачі із використанням нейронних мереж та їх особливості. Також було звернено увагу на підходи та особливості підходів для навчання нейронних мереж, виконано аналіз алгоритмів навчання.

В результаті аналізу предметної області, був обраний метод Басса для побудови імітаційної моделі. Помилка прогнозу, виконаного імітаційною моделлю, склав 18% при аналізі попиту на електромобілі в Китаї.

В ході проведених досліджень і розробок моделі, була навчена нейронна мережа методом поширення зворотного помилки. У ході роботи було збільшено кількість навчених нейронів, що дозволило зменшити величину помилки прогнозування до значення у 7%.

Виконано перевірку на доречність використання нейронної мережі шляхом порівняння результатів імітаційної моделі та результатів цієї мережі. Похибка результатів для нейронної мережі та імітаційної моделі склала 7 % та 18 % відповідно.

Доведено доцільність використання нейронної мережі у прогнозі складних процесів на прикладі прогнозу попиту на електромобілі на Китайському ринку, тобто фактично доведено доцільність нового підходу прогнозування на інноваційний продукт.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Батурин, А. Н. Временные ряды и модели прогнозирования / А. Н. Батурин URL Стаття на сайті «Решения для прогнозирования - Analytics». - URL: <http://4analytics.ru>
2. ASSMUS, G. (1984). New Product Forecasting. *Journal of Forecasting*, 3:121-138
3. Беляевский, И. К. Маркетинговое исследование: информация, анализ, прогноз / И. К. Беляевский. - Москва: Финансы и статистика, 2001. - 320
4. Chow G.C. (1967). Technological change and demand for consumers. *American Economic Review*, 57, 1117–1130.
5. Robinson B. & Lakhani C. (1975). Dynamic pricing models for new product planning. *Management Science*, 10, 1113–1122.
6. Meade N. (1984). The use of growth curves in forecasting market development — A review and appraisal. *Journal of Forecasting*, 3, 429–451
7. Bonus H. (1973). Quasi-Engel curves, diffusion and the ownership of major consumer durables. *Journal of Political Economy*, 81, 655–677.
8. Fourt L.A. & Woodlock, J. W. (1960, October). Early prediction of early success of new.
9. KAHN, K.B. (2002). An exploratory Investigation of new product forecasting practices. *The Journal of Product Innovation Management*, 19: 133-143
10. LAWRENCE, M.; GOODWIN, P.; O'CONNOR, M.; ÖNKAL, D. (2006). Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting*, 22(1): 493-518
11. MAHAJAN, V. (1990). New product models: Practice, shortcomings and desired improvements. *Journal of Product Innovation Management*, 9: 128-139.

12. LINSTONE, H.A.; TUROFF, M. (1975). Introduction. In H.A. Linstone & M. Turoff (Eds.). *The Delphi method: Techniques and applications*. MA: Addison-Wesley Publishing Company.
13. МАHAJAN, V.; MULLER, E.; BASS, FM. (1990). New product diffusion models in marketing. A review, and direction for research. *Journal of Marketing*, 54(1): 1-26.
14. Минаков В. Ф., Минакова Т. Е., Галстян А. Ш., Шиянова А. А. Обобщенная экономико-математическая модель распространения и замещения инноваций // *Экономический анализ: теория и практика*. 2012. No 47 (302). С. 49–54
15. Bass F.M., Krishnan T. & Jain D. (1994). Why the Bass model fits without decision variables. *Marketing Science*, 13 (3), 203–223
16. Liang X., Xie L., Yan H. Self Restraining Bass Models. *Journal of Forecasting*. 2015
17. Robinson B. & Lakhani C. (1975). Dynamic pricing models for new product planning. *Management Science*, 10, 1113–1122. 26. Sultan F., Farley J.U. & Lehman D.R. (1990). A meta-analysis of applications of diffusion models. *Journal of Marketing Research*, 27, 70–77.
18. Fourt L.A., & Woodlock, J. W. (1960, October). Early prediction of early success of new grocery products. *Journal of Marketing*, 25, 31–38.
19. Mansfield E. (1961). Technical change and the rate of imitation. *Econometrica*, 29, 741–766.
20. Floyd A. (1962). Trend forecasting: A methodology for figure of merit. In J. Bright (Ed.), *Technological forecasting for industry and government* (pp. 95–105). New Jersey Prentice Hall
21. Rogers E.M. (1962). *Diffusion of innovations*. New York The Free Press
22. Chow G.C. (1967). Technological change and demand for consumers. *American Economic Review*, 57, 1117–1130
23. Meade N. (1984). The use of growth curves in forecasting market development — A review and appraisal. *Journal of Forecasting*, 3, 429–451

24. Mahajan V., Muller E. & Bass F.M. (1990). New-product diffusion models: A review and directions for research. *Journal of Marketing*, 54, 1–26.
25. Mahajan V., Muller E. & Bass F.M. (1993). New-product diffusion models. In *Handbook in operations research and management science: Chapter 8. Marketing*, vol. 5. Amsterdam, Netherlands North Holland.
26. Sultan F., Farley J.U. & Lehman D.R. (1990). A meta-analysis of applications of diffusion models. *Journal of Marketing Research*, 27, 70–77.
27. Минаков В. Ф., Макаrchук Т. А., Артемьев А. В. Модель Басса в управлении инновационным развитием отрасли связи России // *Качество, инновации, образование*. 2013. No 8 (99). С. 23–27
28. «Нейронные сети» URL <http://statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html> (дата звернения: 06.03.2019)
29. URL <https://www.dissercat.com/content/upravlenie-zapasami-na-osnove-primeneniya-neironnykh-setei> (дата звернения: 13.03.2019)
30. URL <https://habr.ru.com/post/171019> (дата звернения: 06.03.2019)
31. URL <https://geektimes.ru/post/279170> (дата звернения: 13.03.2019)
32. Наркевич Л.В., Боровикова К.П. Прогнозирование объема продаж торговой организации с учетом колебаний спроса // *Вестник Белорусско-Российского университета*. 2013, No1. с. 116 – 123. 12.
33. Алексеева М .М . Планирование деятельности фирмы. / М . М . Алексеева. - М . : Финансы и статистика, 2000. - 287 с. 13.
34. Лопатников, Л. И. Экономико-математический словарь: Словарь современной экономической науки / Л. И. Лопатников.- 5-е изд., перераб. и доп.- Москва: Дело, 2003.- 520 с.
35. Общая теория статистики: Статистическая методология в изучении коммерческой деятельности: Учебник / А.И. Харламов, О.Э. Башина, В.Т. Бабурин и др. Под ред. А.А. Спирина, О.Э. Башиной. М.: Финансы и статистика, 2004

36. Статистика рынка товаров и услуг: Учебник / И.К. Беляевский, Г.Д. Кулагина, А.В. Коротков и др. Под ред. И.К. Беляевского. М.: Финансы и статистика, 2005.
37. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. 2-е изд., перераб. И доп. М.: Статистика, 2007.
38. Кунц Г., О' Доннел С. Управление. Системный и ситуационный анализ управленческих функций. Пер. с англ.: В 2 т. Т. 2 / Общая ред. акад. Д.М. Гвишиани. М.: Прогресс, 2005.
39. Алексеева М.М. Планирование деятельности фирмы: Учебно-методическое пособие. М.: Финансы и статистика, 2007
40. Бешелев С.Д., Гурвич Ф.Г. Экспертные оценки в принятии плановых решений. М.: Экономика, 2006.
41. Елисеева И.И., Юзбашев М.М. Общая теория статистики / Под ред. И.И. Елисеевой. М.: Финансы и статистика, 2005.
42. Дж.Гласс, Дж.Стенли. Статистические методы в прогнозировании. М.: Прогресс, 2006.
43. Янч Эрих. Прогнозирование научно-технического прогресса. Пер. с англ. М.: Прогресс, 1974.
44. Лошелев А.Н. Национальная экономика. Конспект лекций. – М.: Эксмо, 2009. – с. 139.
45. Степнова И.В. Прогнозирование потребительского спроса в зависимости от цены на товар // Маркетинг и маркетинговые исследования. - 2008. - No 3. - С. 232.
46. Круглов В.В. Теория искусственных нейронных сетей. <http://www.socioego.ru/teoriya/istoch/neyron/sod.html>.
47. Шумков Е.А. Система поддержки принятия решений предприятия на основе нейросетевых технологий. Дисс. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук. Краснодар: КубГТУ.2004. 158 с
48. Чуйкин А. М. Разработка управленческих решений: Учебное пособие/ А М Чуйкин Калининград, 2000 – 150

49. Димитриенко Ю.И., Димитриенко О.Ю. Прогнозирование динамики массовых продаж на основе модели жестких кластеров покупателей // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. «Естественные науки». 2011, No SPEC. с. 233 – 247.
50. «Аналитические технологии для прогнозирования и анализа данных» <http://www.neuroproject.ru/neuro.htm>.
51. Матющенко Н.С., Фетисова А.М. Моделирование и статистический анализ в системе управления индустрией отдыха и развлечений // Вестник СГУТиКД. 2011. No 1 (15)
52. Роберт Каллан. Основные концепции нейронных сетей [Текст] — «Вильямс», 2001. — 288 с.
53. Еремин Д.М., Гарцеев И.Б.. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления [Текст] — М.: МИРЭА, 2004. — 75 с.
54. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс [Текст] — М.: «Вильямс», 2006. — 1104 с.
55. Беркинблит М. Б.. Нейронные сети [Текст] — М.: МИРОС и ВЗМШ РАО, 1993. — 96 с.
56. В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. Нейросетевые системы управления [Текст] — Высшая школа, 2002. — 184 с.
57. Анализ российского рынка производства автокранов по итогам первого полугодия 2011 года URL / ОАО «ЧМЗ» www.cmz.ru/company/news/289
58. С. Короткий, "Нейронные сети: Алгоритм обратного распространения". СПб, 2002, 328 с.
59. Мак-Каллок У.С., Питтс У. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Автоматы, под ред. Шеннона К.Э. и Маккарти Дж. М.: ИЛ, 2003. С. 362 - 384
60. Минский М., Пейперт С. Перцептроны./ Минский М. Мир, 2001. 234 с.
61. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. Мир, 2004, 248 с.

62. С. Короткий, "Нейронные сети: Алгоритм обратного распространения". СПб, 2002, 328 с
63. Фомин С.В., Беркенблит М.Б. Математические проблемы в биологии. М.: Наука, 2004, 200 с.
64. Фон Нейман Дж. Вероятностная логика и синтез надежных организмов из ненадежных компонент. // Автоматы, под ред. Шеннона К.Э. и Маккарти Дж. М.: ИЛ, 2003, С. 68 - 139.
65. Фон Нейман Дж. Теория самовоспроизводящихся автоматов. М.: Мир, 2001, 382 с.
66. Фролов А.А., Муравьев И.П. Информационные характеристики нейронных сетей. М.: Наука, 2005, 160 с.
67. Фролов А.А., Муравьев И.П. Нейронные модели ассоциативной памяти. М.: Наука, 2004, 160 с.
68. Круглов В.В. Теория искусственных нейронных сетей. Основные положения URL <http://www.socioego.ru/teoriya/istoch/neyron/sod.html> (дата звернения: 13.04.2019)
69. Аналитические технологии для прогнозирования и анализа данных. URL <http://www.neuroproject.ru/neuro.htm> (дата звернения: 12.01.2018)
70. Матющенко Н.С., Фетисова А.М. Моделирование и статистический анализ в системе управления индустрией отдыха и развлечений // Вестник СГУТиКД. 2011. No 1 (15).
71. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных // Докл. АН СССР, том 108, с. 2
72. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения // Докл. АН СССР, том 114, с
73. Горбань А.Н., Россиев Д.А. «Нейронные сети на персональном компьютере» Новосибирск, «Наука», 1996.

74. Осовский, Станислав. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; Пер. с пол. И. Д. Рудинского. — М. : Финансы и статистика, 2002— 344 с.
75. Осовский, Станислав. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский пер. с пол. И. Д. Рудинского. — М. : Финансы и статистика, 2004. — 344 с.
76. Круглов, Владимир Васильевич. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. — М. : Горячая линия- Телеком, 2001. — 382 с.
77. Круглов, Владимир Васильевич. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. — 2-е изд. — М. : Горячая линия- Телеком, 2002. — 382 с.
78. Каллан, Роберт. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан ; Пер. с англ. и ред. А. Г. Сивака. — М. ; СПб. ; Киев : Вильямс, 2001. — 288 с.
79. Мазуров, Владимир Данилович. Оптимизация, распознавание и нейронные сети в экономике : Учеб. пособие / В. Д. Мазуров, П. В. Мазуров ; Ред. В. И. Попова. — Екатеринбург : Изд-во Урал. гос. ун-та, 1999. — 58 с.
80. Хайкин, Саймон. Нейронные сети : полный курс : пер. с англ. / Саймон Хайкин. — 2-е изд. — М. [и др.] : Вильямс, 2006. — 1103 с. : ил. — Предм. указ.: с. 1070- 1103.
81. Терехов, Валерий Александрович. Нейросетевые системы управления : учеб. пособие для вузов / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. — М. : Высшая школа, 2002.
82. URL <https://www.iea.org/newsroom/news/2017> (дата звернения: 12.09.2018)
83. Методы оптимизации нейронных сетей URL <https://habr.com/ru/post/318970> (дата звернения: 21.10.2018)