

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Розробка методу прогнозування погоди з
використанням штучного інтелекту»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми «Інженерія програмного забезпечення»
(назва)

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

_____ Володимир КОВАЛЕНКО
(підпис)

Виконав: здобувач вищої освіти групи ПДМ-64

_____ Володимир КОВАЛЕНКО

Керівник: _____ Наталія ТРІНТІНА
к.т.н., доцент

Рецензент: _____
*науковий ступінь,
вчене звання* Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2024

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**
Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

_____ Ірина ЗАМРІЙ

« _____ » _____ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

_____ Коваленку Володимирі Миколайовичу _____

1. Тема кваліфікаційної роботи: Розробка методу прогнозування погоди з використанням штучного інтелекту

керівник кваліфікаційної роботи Наталія ТРИНТИНА к.т.н., доцент,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «19» жовтня 2023 р. №145

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «29» грудня 2023р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література з питань, пов'язаних з алгоритмами та методами прогнозування.

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

1. Огляд предметної області.

2. Опис моделювання методу.

3. Розробка методу прогнозування.

5. Перелік графічного матеріалу: *презентація*

1. Мета, об'єкт та предмет дослідження.
2. Порівняльна характеристика існуючих моделей.
3. Принцип створення методу.
4. Практичний результат.
5. Покращення результату.
6. Висновки.

6. Дата видачі завдання «19» жовтня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	19.10-05.11.23	
2	Огляд предметної області	06.11-12.11.23	
3	Створення моделі для прогнозування погоди	13.11-19.11.23	
4	Аналіз методів прогнозування	20.11-26.11.23	
5	Застосування машинного навчання при обробці даних	27.11-03.12.23	
6	Розробка моделей та методів	04.12-10.12.23	
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	11.12-20.12.23	
8	Розробка демонстраційних матеріалів	21.12-29.12.23	

Здобувач вищої освіти _____
(підпис)

Володимир КОВАЛЕНКО

Керівник кваліфікаційної роботи _____
(підпис)

Наталія ТРИНТИНА

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 79 стор., 1 табл., 39 рис., 55 джерел.

Мета роботи – підвищення точності і зменшення розміру початкових даних для прогнозування погоди та погодніх явищ за допомогою штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження – процес прогнозування погоди та погодніх явищ.

Предмет дослідження – метод прогнозування погоди та погодніх явищ.

Короткий зміст роботи: У роботі проведено аналіз існуючих методів, типів та алгоритмів прогнозування погоди та погодніх явищ. Проведено огляд сучасних систем, що використовуються для прогнозування погоди. Описано важливість прогнозування для людської діяльності та різних професійних. Розроблено метод прогнозування погоди з використанням штучного інтелекту за допомогою машинного навчання.

Розроблено модель методу прогнозування погоди, яка дозволяє здійснювати прогнозування погоди з використанням методу машинного навчання та моделі регресії, що проводить навчання за вже відомими даними з минулого та надає короткостроковий або довгостроковий прогноз погоди.

За результатами було проаналізовано моделі методу прогнозування та порівняно з вже існуючими методами прогнозування погоди, визначено їх сильні та слабкі сторони, які фактори мають великий вплив на результат прогнозування та залежність від вхідних даних.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ПРОГНОЗ ПОГОДИ, ПОГОДА, ІНОВАЦІЇ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ.

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work:

79 pages, 39 pictures, 1 table, 55 sources.

The purpose of the work - increasing the accuracy and reducing the size of the initial data of weather forecasting and weather phenomena with the help of artificial intelligence.

Object of research – the process of forecasting weather and weather phenomena.

Subject of research – method of forecasting weather and weather phenomena.

Summary of the work: The work analyzes the existing methods, types and algorithms of forecasting weather and weather phenomena. An overview of modern systems used for weather forecasting was conducted. The importance of forecasting for human activities and various professional ones is described. A method of weather forecasting using artificial intelligence with the help of machine learning has been developed.

A model of the weather forecasting method has been developed, which allows weather forecasting using machine learning and a regression model that trains on already known data from the past and gives a short-term or long-term weather forecast.

According to the results, models of the forecasting method and compliance with existing weather forecasting methods were analyzed, their strengths and weaknesses were determined, which have a great impact on forecasting results and dependence on input data.

KEYWORDS: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, WEATHER FORECAST, WEATHER, INNOVATION, NEURAL NETWORKS

ЗМІСТ

ВСТУП	12
РОЗДІЛ 1 ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ.....	13
1.1 Процеси виникнення погодних явищ.....	13
1.2 Методи прогнозування погоди	14
1.3 Прогнозування за допомогою штучного інтелекту.....	18
1.4 Машинне та глибоке навчання	20
1.5 Попередня обробка даних для штучного інтелекту	24
1.6 Великі дані та їх обробка.....	26
1.7 Поняття штучного нейрону.....	28
1.8 Інтелектуальні системи.....	33
1.9 Моделі нейронних мереж.....	36
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДНИХ ЯВИЩ.....	42
2.1 Математична модель прогнозування	42
2.2 Прогнозування за допомогою множинної регресії.....	47
2.3 Навчання штучного інтелекту	50
2.4 Метод випадкового лісу	55
2.5 Баєсова мережа.....	60
2.6 Метод опорних векторів.....	62
2.7 Математична модель для метода глибокого навчання	65
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ.....	67
3.1 Вибір інструментів розробки	67
3.2 Обробка вхідних даних для прогнозування погоди	70
3.3 Опис розробленого методу прогнозування	74

3.4 Розробка методу прогнозування погоди.....	76
3.5 Результат ефективності прогнозування.....	80
ВИСНОВОК.....	83
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	85
3.5 Результат ефективності прогнозування.....	80
ВИСНОВОК.....	83
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	85
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)	90

ВСТУП

З розвитком штучного інтелекту та машинного навчання стає все більш актуальним прогнозування погоди та погодних явищ з їх використанням. Прогнозування погоди є дуже важливим не тільки звичайній людині для розуміння погодних умов на найближче майбутнє, так і для великої кількості галузевих областей, які потребують точного прогнозу погоди для власного планування робочого процесу.

При використанні штучного інтелекту можна не тільки прогнозувати погожу, а й виявляти та передбачувати аномалії погодних явищ, які можуть виникати при зміні умов навколишнього середовища, в наслідок техногенних загроз чи стихійних катаклізмів. Найпопулярнішим на наш час методом прогнозування погоди є створення синоптичних карт, він є досить точним методом, але потребує велику кількість ресурсів для аналізу даних і довгого розрахунку отриманих даних.

Аналізуючи вихідні дані можна отримати подальшу зміну умов стану атмосфери і чинники, які впливають на зміни в навколишньому середовищі. Об'єднавши різні методи прогнозування може дати дуже гарний результат, зменшивши неточність отриманих даних в порівнянні з вже існуючими системами. Розробка методу прогнозування дає змогу не тільки отримувати дані про температуру та вологість, а й надавати висновки щодо стану ґрунту або вірогідності настання дощу.

Тому можна сказати, що створення методу прогнозування погоди є актуальною та перспективною роботою.

Об'єкт дослідження - процес прогнозування погоди.

Предмет дослідження - метод прогнозування погоди та погодних явищ за допомогою штучного інтелекту.

Мета дослідження – підвищення точності прогнозування погоди та погодних явищ з використанням штучного інтелекту.

1 ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ

1.1 Процеси виникнення погодних явищ

Погода – це стан атмосфери, який може змінюватись протягом певного часу. Погода має неабиякий вплив на життєдіяльність людини, процеси з виробництва їжі та власний комфорт життя. Людина дуже сильно залежить від погодних умов та її явищ. Сильні дощі можуть призвести до повенів, які в свою чергу можуть викликати переселення людей та зміну в господарській діяльності, висока вологість та температура можуть викликати певні захворювання та дискомфорт. Такі стихійні лиха, як грози, торнадо, град та мокрий сніг можуть зіпсувати врожай, будинки, дороги або транспортні засоби, деякі з цих лих можуть навіть зашкодити здоров'ю людини або навіть спричинити летальний кінець.

Всі ці процеси можна класифікувати за певними критеріями, тому підвищення якості прогнозу погоди можна класифікувати за двома напрямками:

- Вчасність прогнозу.
- Підвищення точності.

Самі атмосферні процеси також поділяють за декількома типами:

- Мезомасштабні.
- Середньорозмірні атмосферні явища.
- Мікромасштабні.

Мезомасштабними або середньорозмірними природними явищами є: грози, морські бризи та лінії шквалів. Вони належать до явищ, які можуть тривати від декількох годин і до днів. Мезомасштабні явища — це не геострофічні вітри, а рухи, які зазвичай відповідають критеріям для припущення гідростатичного тиску. Такі явища є результатом зовнішніх та внутрішніх механізмів впливу на атмосферу[1].

Також розрізнять мікромасштабні погодні явища, до них належать: урагани, терміки, турбулетні вихори. Ці погодні явища відбуваються протягом короткого періоду часу, від декількох секунд до хвилин і є невеликими за своїм фізичним діаметром, від менше метра до кількох кілометрів.

Метеорологічні надзвичайні ситуації – це небезпечні природні явища і процеси, що можуть відбутись в атмосфері при умові виникнення певних природних факторів або їх комбінацій, ці фактори справляють або певним чином впливають на людей, сільськогосподарські культури, тварин, економічні інтереси у певній зоні діяльності та навколишнє середовище [2].

1.2 Методи прогнозування погоди

Сучасні прогнози погоди – це результат великої кількості процесів, що відбуваються один за одним і створюються з декількох етапів.

Прогнозування погоди є однією з найбільш розвинених галузей метеорології. Саме прогнозування досить складний процес, тому прийнято розділяти його на три методи прогнозування, а саме:

- Синоптичний метод.
- Чисельний(або гідродинамічний).
- Статистичний метод.

Щоб зрозуміти, що буде з погодою в найближчому майбутньому, потрібно знати, що таке атмосфера, як вона виглядає і що змінилось в ній за останні кілька днів. Для цього майже 10 000 наземних метеорологічних станцій проводять моніторинг кожні 3 години, і близько 1000 радіостанцій проводять радіомоніторинг верхнього шару атмосфери два рази на день [3].

Галузь прогнозування погоди в метеорології стає кращим завдяки запуску нових метеорологічних супутників і розвитку технологій. Метеорологи при своїх обчисленнях враховують дані супутників, кораблів, літаків, метеостанцій, а також на обладнання, яке скидається на поверхню землі з літаків або повітряних куль [4].

Синоптичний метод – метод, який застосовується для аналізу та прогнозування всіх атмосферних процесів і змін умов у великих районах, користуючись метеорологічними картами при відповідних погодних умовах. Дані карти є основою прогнозування погоди. Для створення синоптичної карти потрібно проводити збір і аналіз великої кількості даних, які можна отримати в результаті багаторазових спостережень метеостанціями. Людина може відчувати певні зміни в атмосфері, зокрема рух, трансформацію певних елементів, взаємодію повітряних мас та тощо.

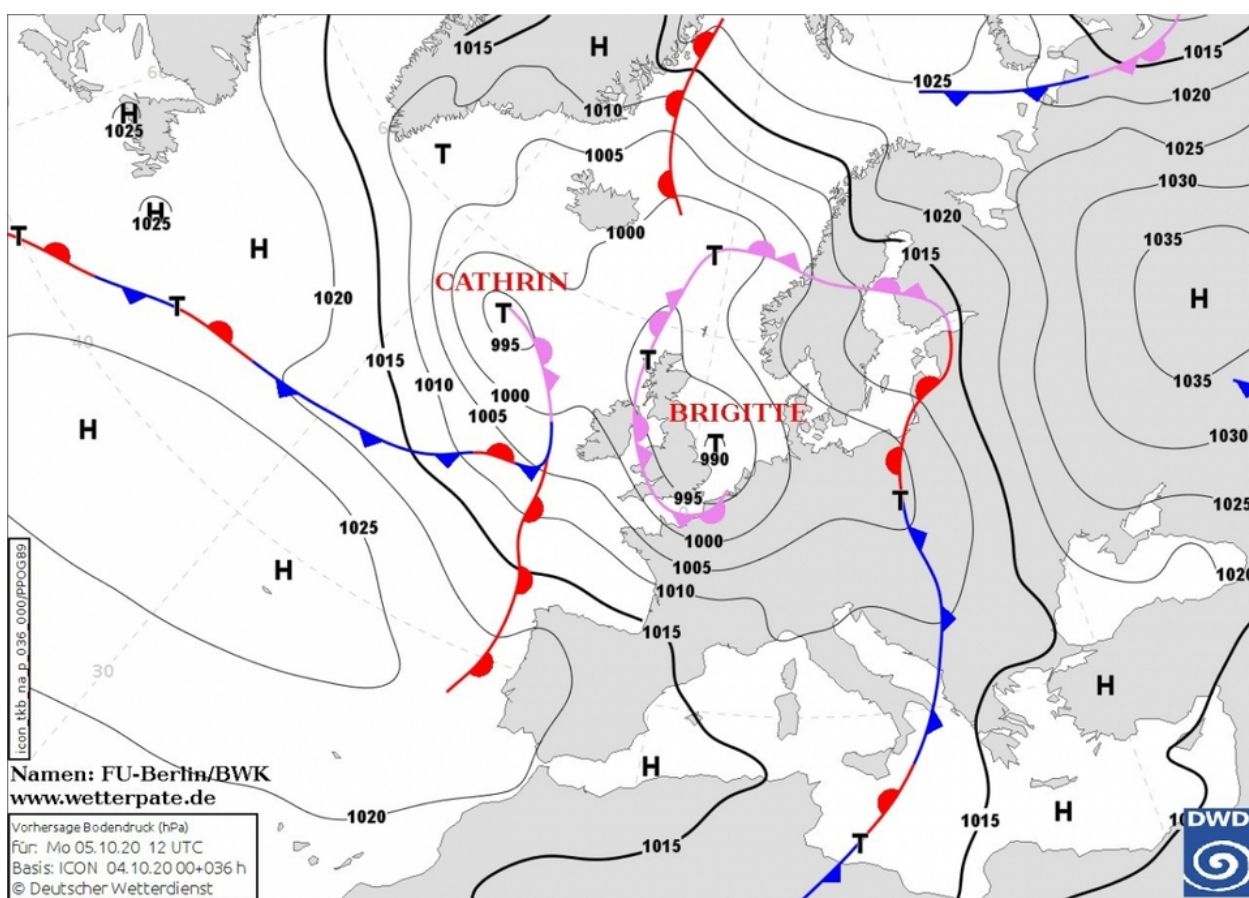


Рис. 1.1 Синоптична карта

Чисельний метод (гідродинамічний) – це метод який базується на розробці математичних моделей атмосфери і взаємодії її з океаном. Сучасні прогнози погоди використовують методи чисельного прогнозу погоди (NWP). Такий метод полягає в тому, що гази атмосфери підпорядковуються певному ряду фізичних принципів.

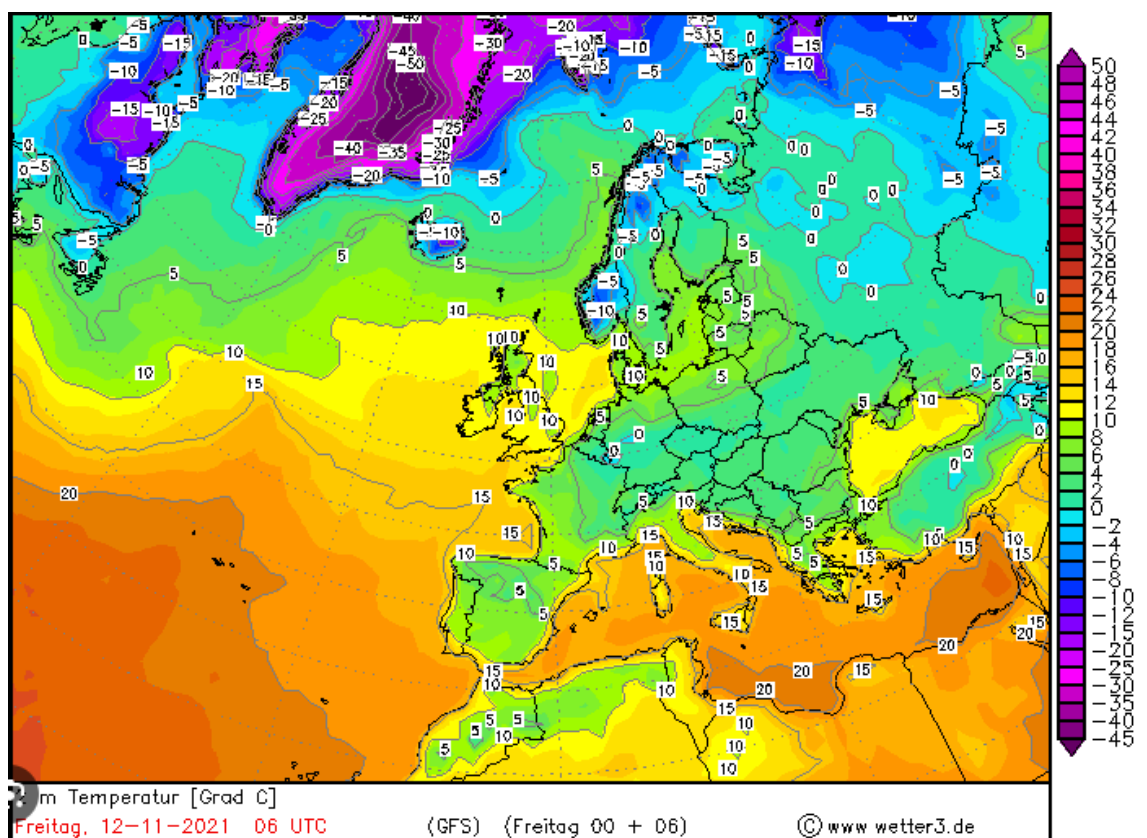


Рис. 1.2 Модель методу чисельного прогнозу

Завдяки отриманим даним з моделі можна виключити характерні помилки при прогнозуванні. Також дані з методу чисельного прогнозу можна використати для точнішого прогнозування певних подій у конкретному регіоні, таких як: опади, грози тощо. Цей метод дуже підвищує точність прогнозів і дозволяє врахувати особливості клімату в певному місці на карті [5].

Статистичний метод – даний метод використовується у взаємодії до гідродинамічного методу. Статистичний метод використовується з запису минулих метеорологічних даних, і в залежності від них робиться прогноз, що в майбутньому погода повториться.

Для використання математичної моделі потрібно мати повний обсяг даних про початковий стан атмосфери. Це досягається шляхом детальних спостережень за атмосферою з використанням радіозондових станцій по всій земній поверхності.

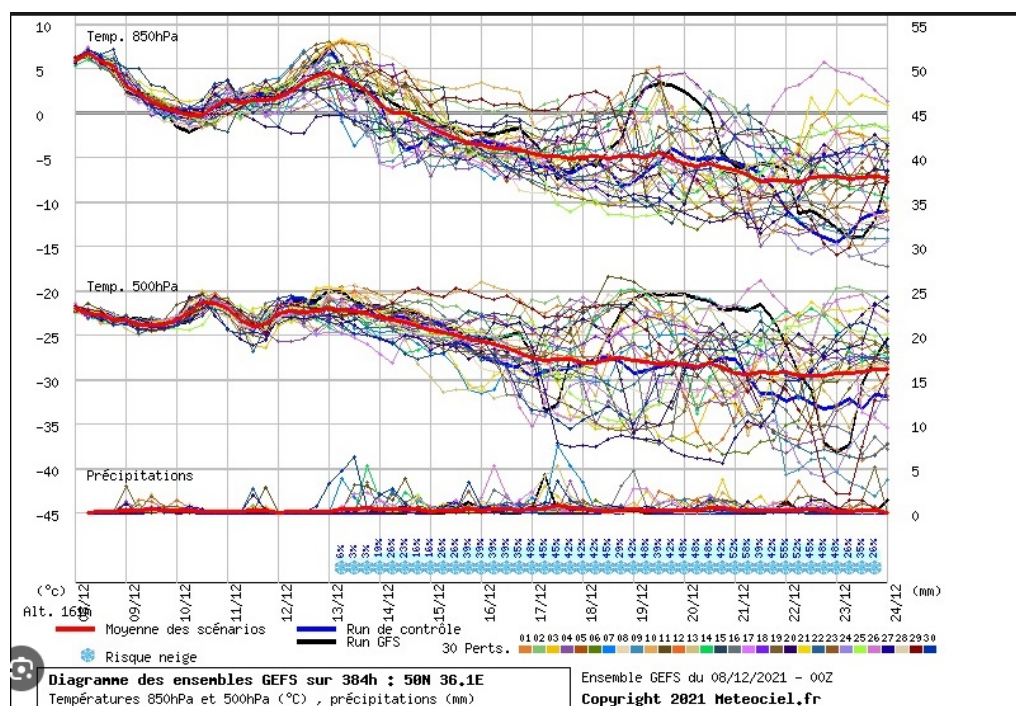


Рис. 1.3 Розподілення в статистичному методі

Дані з радіозондових станцій доповнюються даними про радіацію з супутникових станцій, які також надають інформацію щодо вологості і хмарного покриву.

Кожен з цих методів повинен мати змогу передбачити місцезнаходження і можливе збільшення показників існуючих систем тиску, але і прогнозувати можливе створення нових епіцентрів шторму [6].

Насправді ці моделі надають виключно гіпотетичну дані про атмосферу, але їх користь для прогнозування погоди дуже важлива. Синоптики роблять прогнози погоди на основі даних використовуючи всі наведені методи для моніторингу того, що відбувається на Землі та що може змінитися в найближчому майбутньому.

Методи, які надають найкращий спектр даних при прогнозуванні використовуються для комп'ютерного моделювання атмосферної фізики. Ці моделювання дуже добре працюють при використанні для довгострокового прогнозування погоди, але менш точніші в прогнозуванні того, що в найближчому майбутньому або через декілька років.

1.3 Прогнозування за допомогою штучного інтелекту

Штучний інтелект це унікальна технологія, яка розвивається з неабиякою швидкістю та є взірцем технологічного прогресу у світі. Штучний інтелект дозволяє пристроям навчатися та розвиватися за використанням власного набутого досвіду в ході самонавчання або людського, він може адаптуватися до будь якої галузі завдяки своїм алгоритмам, також він може виконувати завдання різної складності, які раніше були під силу тільки людині, також може прогнозувати якісь події за допомогою обробки наявних даних та робити кращим напрямки різноманітного характеру.

Певним чином штучний інтелект не зможе замінити людину, але допоможе значно полегшити життєдіяльність люди в теперішній час, оскільки для людини дуже важливо прискорити обробку тієї маси інформації, яку людство вже має і ефективно розподіляти власний час та ресурси [7].

Є чотири основних видів штучного інтелекту:

- Реактивні машини;
- Теорія розуму;
- Обмежена пам'ять;
- Самосвідомість.

Основними особливостями штучного інтелекту є:

- можливість обробляти інформацію, яка доступна в середовищі;
- можливість вирішувати великий кластер проблем;
- адаптація;
- пам'ять і вміння отримані з досвіду;
- при певному алгоритмі навчання має можливість сприймати слухові, зорові та тактильні відчуття;
- може з легкістю обробляти великий обсяг інформації;
- досить зручна можливість до оптимізації [8].

Штучний інтелект набув неабияку популярність для використання в ігровій індустрії, через те, що можна розробити гру де користувач буде грати проти «ігрових ботів», якщо є недостатня кількість справжніх гравців. Також за допомогою машинного навчання можна навчити такого «бота» грати майже на професійному рівні.



Рис. 1.4 Схема роботи штучного інтелекту при прогнозуванні

Також свого практичного використання набув у військовій справі, зокрема в авіації. В цій галузі можуть використовувати штучний інтелект для класифікації інформації, це надає змогу пілотам краще в 18-ти повітряному просторі, для уникання заторів та правильного планування своїх дій. Таким чином можна дійти висновку, що використання штучного інтелекту є дуже перспективним та актуальним вибором в наш час, тому розвиток цієї галузі дуже важливий.

Кожна галузь прогнозування за допомогою штучного інтелекту має, як свої переваги так і недоліки, але кожний метод можна вважати унікальним. Аналізуючи наявні методи, можна зробити висновки стосовно того, який метод краще підходить для певного прогнозування, так як використання одного певного методу

може не відповідати параметрам заданим для прогнозування в той чи іншій галузі прогнозування. Планування, який метод використовувати може бути основою для вирішення цілей та задача прогнозування.

Обчислювальні потужності та розвиток інтернет технологій, таких як штучний інтелект, дозволили не тільки швидко і дуже просто аналізувати великий обсяг даних, але і навчились використовувати історичні дані для кращого розуміння ситуації, вирішення майбутніх задач і прийняття рішень [9].

Метеорологія часто стикалася з проблемою великих даних, тому використання штучного інтелекту для прогнозування погоди є дуже актуальною темою в плані обробки цих даних, але звісно прогнозування погоди з використанням штучного інтелекту є ще тільки на початковому рівні. Одним із способів використання штучного інтелекту є прогнозування сезонних і підсезонних часів – це додавання нових змінних до моделей прогнозування погоди.

Однією з цілей для штучного інтелекту у прогнозуванні погоди є покращення прогнозування погодних явищ, які виникають у результаті змін умов навколишнього середовища, це можна буде досягти за допомогою універсального алгоритму, який буде виконувати своє завдання, незалежно від вхідних параметрів і використання при цьому обмежених ресурсів комп'ютеру.

1.4 Машинне та глибоке навчання

Машинне навчання – один з методів штучного інтелекту, які навчають систему самостійно вирішувати поставлені завдання. Воно створено для того, щоб отримувати найточніші прогнози беручи за основу великий кластер вхідних даних [10].

Відносно тих завдань і даних, які є у розробника, визначаються потрібні алгоритми. Якщо сказати іншими словами, то завдяки цьому системи можуть знаходити більш точні шаблони для надання найточнішої відповіді в складних задачах, які мають велику кількість параметрів [11].

Зараз є велика кількість безкоштовних, навчальних інструментів, які у вільному доступі доступні розробникам з будь якої точки світу. Прикладом можна назвати бібліотеку машинного навчання від Google, яка має назву TensorFlow. Використовуючи цю бібліотеку вдалось створити хмарні сервіси, які дають змогу користуватись методом машинного навчання [12].

Всі дані, які вводяться до системи для машинного навчання в основному подаються у формі матриці об'єкта, що залежить від конкретної залежності, але не є відомою. Логіка машинного навчання полягає у тому, щоб відшукати цю залежність, тобто для початку розробляється алгоритм, який зможе на основі даних про об'єкт самостійно класифікувати цю ознаку.

Але для ефективного та точного результату, не обов'язково встановлювати вхідні дані, тому що при неправильно введених даних можна отримати не вірний результат, який не буде відповідати дійсності.

Тому розрізняють декілька типів машинного навчання [13]:

- навчання на основі прецедентів ґрунтується на виявленні певних емпіричних закономірностей у вибірці для отримання навчального досвіду;
- дедуктивне навчання включає в себе формалізацію та оцінку експертних знань з метою їх подальшого введення в базу даних.

На рисунку 1.4 показана загальна схема процесу машинного навчання



Рис. 1.5 Схема процесу машинного навчання

Дедуктивне навчання зазвичай стосується професійних користувачів, тому поняття «за прецедентами» та «машинне навчання» є практично ідентичними.

Однією з основних цілей машинного навчання є усунення або часткове автоматизування процесів в різних. Також машинне навчання в цілому може допомогти захистити інформацію, яка зберігається в хмарному сховищі, знаходячи підозрілі вхідні хмари та дані.

Існує багато моделей машинного навчання, які в цілому часто описують в трьох варіантах [14]:

- навчання без учителя, або самонавчання (unsupervised learning);
- навчання з учителем (supervised learning);
- навчання з підкріпленням (reinforcement learning).

Кожен метод з перерахованих є унікальним, і використовується при певних умовах і залежить від певної ситуації. Машинне навчання за допомогою вчителя, відбувається за передчасно описаним алгоритмом, який при процесі навчання буде сумніватися в своєму виборі і буде аналізувати тільки правильно результати і схожі з ними.

Для алгоритму самостійного навчання потрібно з самого початку ввести дещо більше початкових параметрів для того, щоб він почав процес прогнозування. Після того, як алгоритм зрозуміє поставлену ціль, він почне своє навчання, воно буде трохи довше ніж в попередньому варіанті, але результативніше. Але цей алгоритм має суттєвий мінус, після початку його роботи, втрутитись ззовні вже не буде можливим і при отриманні неправильних результаті з самого початку навчання, це ніяк не можна буде виправити і відбудеться накопичення помилки з самого початку роботи алгоритму, що призведе до неправильного результату.

Машинне навчання, або глибоке навчання - це підгалузі штучного інтелекту. Однак глибоке навчання є підтипом машинного навчання.

Різниця між глибоким навчанням і машинним навчанням полягає в тому, як буде навчатись алгоритм.

При поглибленому навчанні більша частина процесу проходить автоматизовано, для усунення властивостей, при ньому не потрібно використовувати певні людські процеси і таке навчання дозволяє використання великих полів даних [15].

Глибоке навчання має змогу виявити величезну кількість неструктурованих даних, для обробки якої людині потрібно витратити не один рік власної праці. Таке навчання дає змогу працювати в нелінійних процесах прийняття рішень [16].



Рис. 1.6 Методи машинного навчання та їх класифікація

Також використовують ієрархічну мережу нейронів, вона виступає, як підмножина машинного навчання, для аналізу даних.

Глибоке машинне навчання може скористатися маркованими наборами даних, також відомими як контрольоване навчання, для настановлення алгоритмів, але це необов'язково [17]. Процес не потребує втручання людини у обробку даних, що дозволяє глибокому машинному навчанню розвиватися більш цікавим способом.

1.5 Попередня обробка даних для штучного інтелекту

Розуміючи те, що кожна інформація, яка є у світі буде не структурованою та не обробленою, виникає потреба в тому, що б це зробити. Для того, щоб передати дані до навчання штучному інтелекту, їх потрібно переробити у корисну і ефективну форму.

Штучний інтелект і обробка даних є практично словами синоніма, які не можуть існувати один без одного. З використання алгоритмів математичних моделей та статистичних даних, можна провести цілий процес автоматизації.

Метою програмування є створення відображення процесів обробки даних. Дані представляють собою концепцію фактів і ідей у вигляді формул, придатних для передачі та обробки в певному процесі, а їхнє значення надає інформація [18].

Щоб перевірити якість даних, слід оцінити наступне:

- кількість записів;
- кількість атрибутів (або компонентів);
- типи даних атрибуту (номінальні, порядкові чи безперервні);
- кількість пропущених значень;
- правильність формату даних;
- неузгоджені записи даних.

Надання послуг обробки даних можна описати такими пунктами [19]:

1. Збір даних:

Дані можна отримувати з абсолютно різних джерел, вони можуть бути, як перевіреними і надійними даними з різних достовірних джерел, так і ні. Завдяки цьому збір інформації буде кращим та простішим, бо вони зможуть надати найкращий результат в момент перевірки розробленої моделі штучного інтелекту.

2. Приготування:

Отримані дані будуть не підготовлені та не матимуть належного виду, який потрібний для опрацювання, таку інформацію не можна передати у систему, тому

її потрібно буде підготувати, а це можна зробити двома варіантами – вручну або автоматично.

3. Введення:

Для введення даних до розробленої системи, є певні умови. Це перетворення цих даних в такий вид, який легко буде читати, а для цього потрібний неабиякий функціонал і точністю.

4. Обробка даних:

Це етап, на якому алгоритми та методи машинного навчання виконують інструкції з докладним аналізом. Проте основним етапом у створенні системи штучного інтелекту є обробка даних. Великі дані, які отримує алгоритм, повинні бути піддані очищенню від:

- Повторюваних значень;
- Фіктивних значень;
- Відсутність даних;
- Суперечливих даних.

5. Вихід:

На цьому етапі дані виходять такі, які користувач зможе легко зрозуміти. Такі дані можуть використовуватись для звітів, електронних записів, графіків, тощо.

6. Зберігання:

На останньому етапі результати, модель інформації та всі цінні дані зберігаються, щоб продовжити використання.

У сучасному світі збільшується обсяг інформації, і значна частина праці базується на самих фактах. Тому виявляється зростання обсягу інформації в різних контекстах, таких як наукові дослідження, особисте використання, комерційна діяльність, інституційне використання тощо [20].

1.6 Великі дані та їх обробка

Big Data - це термін, що охоплює різноманітний спектр структурованої та неструктурованої інформації, а також методів обробки та аналізу інформації різного виду.

Системи, які здатні обробляти та зберігати великі обсяги даних, разом з інструментами для виконання аналізу великих обсягів даних, є невід'ємною частиною архітектури управління даними в організаціях [21].

Big Data походить з великої кількості джерел, таких як: системи обробки транзакцій, бази даних про клієнтів, документи, електронна пошта, мед записи, веб-журнали натискань, мобільні програми та соціальні мережі.

Сам алгоритм Big Data вплив з перших високопродуктивних сервері, які мали змогу обробляти великі ресурси, що були придатні для комп'ютерних розрахунків та подальшого аналізу [22].

У сучасному світі більшість постачальників інформаційних технологій в організації бізнес-стратегії, використовують поняття «Big Data». Тому провідні аналітики інформаційного ринку провели окреме дослідження, яке було присвячене поняттю цієї технології.

Використання технологій Big Data в наш час дуже поширене. Використовуючи різного роду дані, користувач може дізнатись про інтереси клієнтів, про те, наскільки ефективною буде розроблена маркетинг стратегія, чи провести аналіз ризиків проекту.

Так, було запропоновано поділити Big Data на декілька вимірів для їх визначення, а саме: об'єм, різноманітність, швидкість, достовірність та мінливість[23].

Об'єм «Volume» - це велика кількість даних, які описані за їх розміром. Різноманітність «Variety» визначає певні типи, за якими поділяються дані, тобто чи наявні у виборці певні форми даних. Швидкість «Velocity» швидкість з якою проходить генерація даних та аналіз даних. Достовірність «Veracity» відповідає за вибір надійних даних. При погіршенні записаних даних, може погіршуватись

точність аналізу. Змінливість «Variability», якщо буде виникати неузгоджена інформація, то вона буде ускладнювати, а іноді й заплутувати процеси обробки та управління даними.

Вважається, що ці «вміння» дають їм можливість виявляти приховані факти, які виходять за рамки людського розуміння.

Проекти, які були засновані на великих даних, вже принесли велику користь людству: лікувати захворювання, аналізувати прибутки та проводити їх оптимізацію, прогнозувати погоду та погодні явища, тощо.

Big Data має змогу збирати неймовірну кількість приватної інформації, яку людина хоче тримати в таємниці, тому виникає питання про баланс між тим, чи людина хоче ділитись цими даними і тим, наскільки кращим життя стане, якщо ці дані будуть відкритими [24].



Рис. 1.7 Виміри Великих даних

Але, якщо навіть представити, що Big Data буде використовувати дані тільки легально, то це не гарантує, що не відбудеться витік важливої інформації та заволодіння нею недоброчесними користувачами.

Існують певні методи Big Data, які описані на рисунку 1.7.

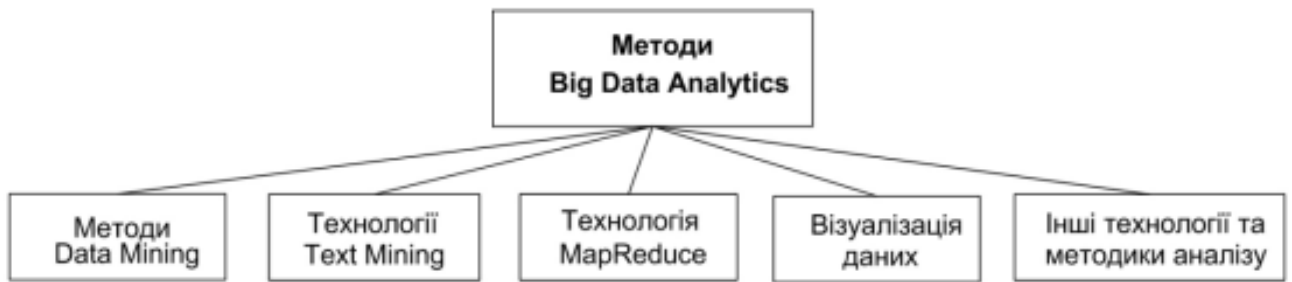


Рис. 1.8 Методи Великих Даних

Велика інформація дуже корисна технологія, яка допомагає у вирішенні сучасних проблем, але ж і створює нові. Велика інформація може дуже сильно змінити наше життя, роботу та мислення.

Складність обробки великої кількості даних проявляється в особливостях їхнього збору, розділення, збереження, переміщення, візуалізації і забезпеченні конфіденційності [25].

Під поняттям розрахунку великої інформації, часто розуміється використання уявних аналітичних інструментів та передових методів для ефективного вилучення максимально корисної інформації.

1.7 Поняття штучного нейрону

Штучні нейронні мережі – якщо говорити простими словами, то це програмна реалізація нейронної структури людського мозку.

Штучні нейронні мережі імітують поведінку мозку більш простим способом. На рисунку 1.8 показано нейрон людського мозку[26]. Їх можна навчати контрольованими і не контрольованими способами. При використанні контрольованої штучної нейронної мережі, процес навчання відбувається за допомогою надання прикладів вхідної та вихідної інформації[27].

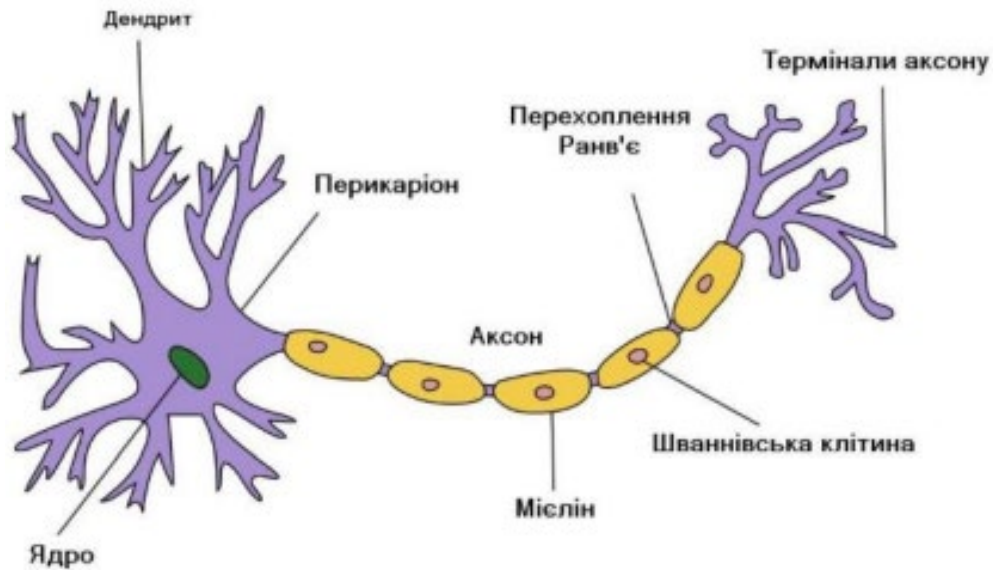


Рис. 1.9 Нейрон людського мозку

Неконтрольоване навчання намагається «зрозуміти» структуру вхідної інформації.

В сучасному світі, нейронні мережі набули свого широкого застосування, як альтернатива всім існуючим алгоритмам, що використовуються при перекладі, прогнозуванні погоди та погодних явищ, обробки та моделювання зображень та ідентифікації об'єктів, що показані на фотографіях і відео [28].

Біологічні нейрони моделюються в описані нейронні мережі з використанням певної формули:

$$f(z) = \frac{1}{1+\exp(z)} \quad (1.1)$$

Штучна нейрона мережа фактично набуває моделі нейронної структури мозку, яка вміє обробляти, зберігати та формувати інформацію. Модель такої нейронної мережі може реагувати на зміну та видавати результат. Ця система діє відповідно до основ простої булевої алгебри, що означає, що нейрон обробляє отриману інформацію і видає результат у вигляді простих рішень - 0 або 1. Об'єднання значної кількості таких нейронів дозволяє комплексно враховувати отриману

інформацію та робити висновки, і в більшості випадків правильна відповідь буде вибрана.

Штучні нейронні мережі складаються з основних одиниць, які називаються штучними нейронами. Нейронна мережа представляє собою велику кількість з'єднань, що сполучають окремі нейрони. Якщо проводити групування нейронів мозку людини, то можна забезпечити обробку інформації за допомогою динамічного, інтерактивного та самоорганізованого підходу [29].

Оригінальність технології нейронних мереж, як аналогу мозку полягає в здатності нейронних мереж навчатися.

Штучних нейронних мереж існує багато, вони складаються із простих нейронів, які взаємодіють між собою і дозволяють виконувати паралельні обчислення.

Нейронні мережі можуть бути втілені, як у високошвидкісних апаратних пристроях, так і, в більшості випадків, шляхом програмного моделювання на звичайних комп'ютерах.

Використання програмного моделювання надає доступне і гнучке середовище для виявлення та перевірки ідей у дослідженнях, і часто виявляється досить ефективним і прийнятним з точки зору вартості [30].

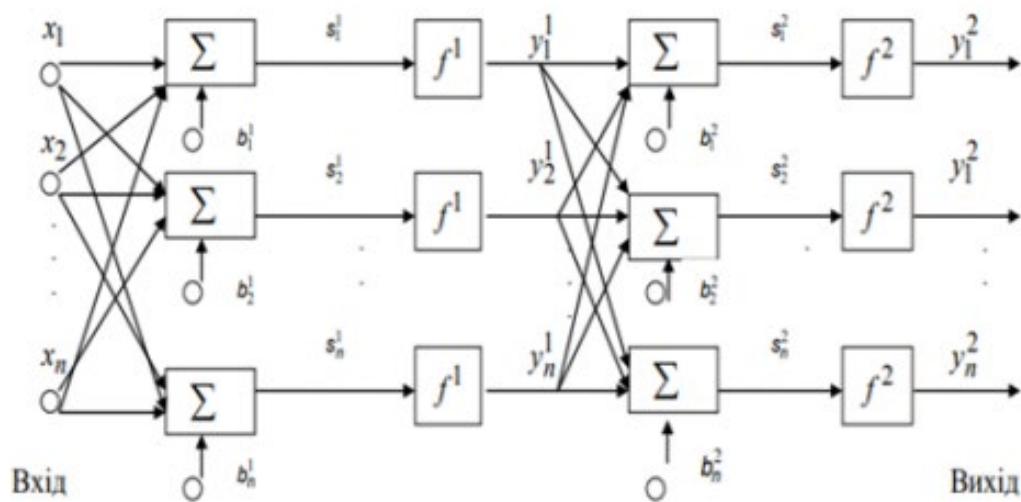


Рис. 1.10 Структура тришарової нейронної мережі

На рисунку 1.9 показана типова структура штучної нейронної мережі у формі багат шарового варіанту. Інші мережі можуть мати один шар або складатись з одного елементу. Більшість програм вимагають наявності щонайменше трьох типів шарів: вхідного, прихованого і вихідного.

Ця схема відображає структуру тришарової нейронної мережі, складові такої мережі мають такі параметри:

- 0-й шар – вхідний;
- 1-й шар - прихований;
- 2-й шар – вихідний;

Така система обробки дозволяє обробляти інформацію шляхом коефіцієнтів потрібності. Основні процеси вибору потрібних величин відбуваються саме у прихованому шарі.

До задач, складові які розв'язуються з використання штучних нейронних мереж являється:

- прогнозування режимних параметрів;
- прогнозування погодних явищ;
- прогнозування доходів бізнесу;
- відновлювальних джерел енергії;
- прогнозування електричного навантаження;
- прогнозування економічного стану;
- прогнозований пошук місць сейсмічної активності.

Вихідний нейрон може бути надісланий іншим нейронам над перерваними зв'язками. Нейрон може збільшувати чи зменшувати значення в залежності від значення вагів сигналу.

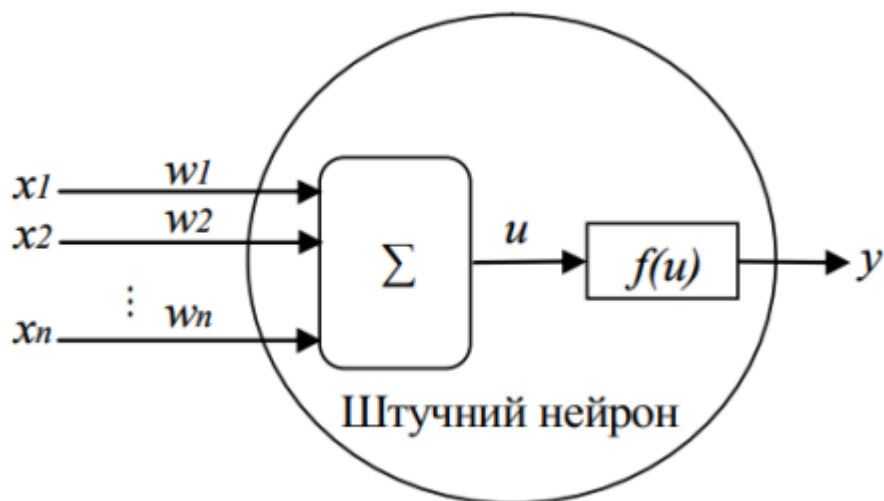


Рис. 1.11 Структура штучного нейрону

Функція активації або передавальна функція, математично представляється, як нелінійна функція:

$$y = f(u) \quad (1.2)$$

Аргумент u – це усі лінійні комбінації вхідний сигнал:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (1.3)$$

де x_i і w_i – відповідно сигнали на входах нейрона і вагові коефіцієнти входів.

Лінійна передавальна функція розраховується за такою формулою, де k – коефіцієнт пропорційності:

$$f(x) = kx \quad (1.4)$$

До моменту, поки сигнал не доходить до входу нейрона та має значення нуль, вихідний сигнал залишається також на рівні нуля. Якщо сигнал, який отримується на вході буде більше нуля, то відбудеться зміна вихідного сигналу на 1 [31].

На сьогодні відомо велике розмаїття нейронних структур та їх модифікацій, які спрямовані на вирішення конкретних типів задач. Різноманітні типи структур можна побачити на зображенні [32].

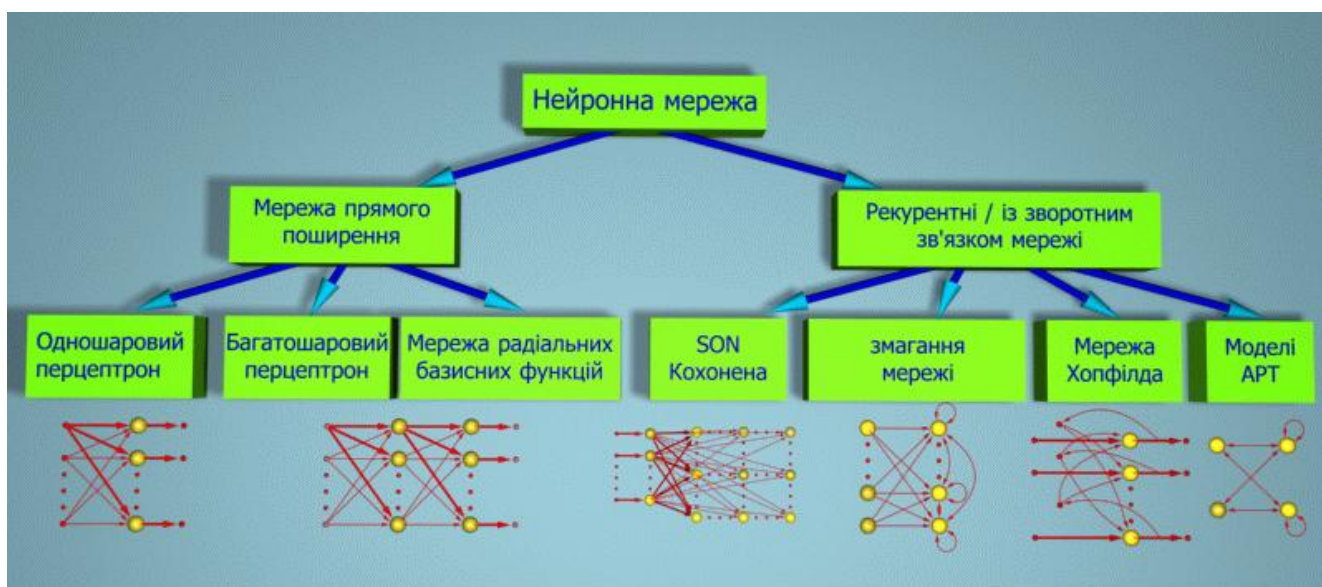


Рис. 1.12 Типи нейронних мереж

Структура, яка є повністю зв'язаною, є узагальненою структурою, оскільки будь-яка комбінація інших нейронів розглядається як підмножина цієї структури. Однак поширення таких структур обмежується недоліком, оскільки значне збільшення кількості міжнейронних зв'язків призводить до збільшення обчислювального завдання для кожного окремого нейрона [33].

1.8 Інтелектуальні системи

Інтелектуальна інформаційна система керує інтеграцією сучасних технологій, обробкою та розподілом даних у багатьох обчислювальних середовищах.

Інтелектуальна інформаційна система (ІС) — це один із типів автоматизованої інформаційної системи, інколи таку систему називають системою, яка була заснована на знаннях [34].

Для розробки інтелектуальних систем використовується логічна мова. В наш час використовують різні процедурні мови, а саме:

- Програмне
- Технічне
- Математичне
- Технологічне
- Лінгвістичне
- Кадрове

У загальному вигляді такі системи можна розділити на два типи, на ті що вирішують аналітичні задачі, і ті що вирішують синтетичні задачі [35].

У сфері технологій прийняття рішень, така система представляє собою інформаційно-обчислювальну систему з інтелектуальною підтримкою, яка здатна вирішувати завдання без участі людей у процесі прийняття рішень, на відміну від інтелектуальної системи, де присутній оператор [36].

Інтелектуальні інформаційні системи забезпечують можливість взаємодії між групами користувачів, пристроями і даними для автоматизованого прийняття рішень без необхідності участі третіх осіб.

Використання складних методів статистичного машинного навчання дозволяє відображати інформацію відповідно до потреб.

Інтелектуальні інформаційні системи можуть проводити пошук, збирати та аналізувати дані, а також взаємодіяти з іншими системами, навіть в змінних умовах оточення [37].

Інформаційні системи з використанням штучного інтелекту класифікуються як кібернетичні системи, проте вони є лише складовою частиною загального поля кібернетики.

Навіть якщо поняття інтелектуалізації ще не має чіткого визначення, його часто розглядають, як здатність ефективно реагувати на нові ситуації, особливо в контексті штучного інтелекту [38].



Рис. 1.13 Проблеми, що виникають при реалізації інтелектуальних систем

Відсутність інтелекту у комп'ютера є нормою, оскільки це просто набір даних, який може взаємодіяти тільки відповідно до чіткого алгоритму та дотримуватися заздалегідь заданого плану, не маючи можливості відхилитися від поставлених цілей та завдань.

Інтелектуальна система програмування — це система програмування, яка виконує автоматичний синтез програм на основі опису проблеми, який надається користувачем.

Перелік особливостей, що можуть відноситись до інтелектуальної системи і мати відношення до баз даних:

- Машинне навчання
- Автоматичне доведення
- Інтроекція
- Доведення висновку

Робота інформаційних систем дуже зав'язана на обміні інформацією між компонентами та середовищем. Під час роботи користувачі інколи отримують інформацію про стан системи, про результат досягнення заданої мети для того, щоб забезпечувати виконання системних та управлінських завдань.

1.9 Моделі нейронних мереж

Розробки нейронних мереж йдуть вже не перше десятиліття і кожен з розробників мав на меті бути першим у винайденні чогось нового. Так вдалось розробити нову, сучасну технологію, яка була першою моделлю нейромережі - це був перцептрон Розенблата. Практично він є основою багатьох існуючих нейромереж.

Така технологія утворюється з всього одного нейрону і може розпізнавати базові образи. Даний нейрон буде мати безліч входів та всього один вихід. Нейрон повинен отримувати числа з доступних йому входів, після чого він зможе проводити над ними певні операції і як результат вивід отриманого результату. Наприклад, є таке використання даного нейрона: від може додати всі числа, які він отримав і якщо додавши їх сума буде більша ніж якесь задане число, то повернеться одиниця, а якщо навпаки менше, то на вихід піде 0.

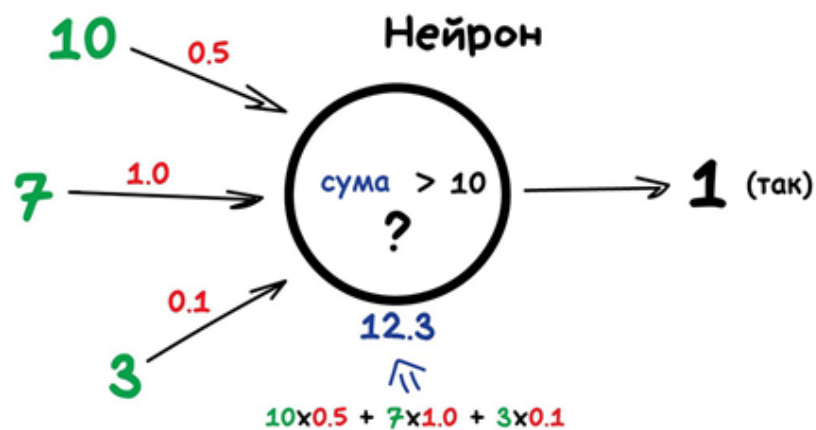


Рис. 1.14 Схема роботи перцептрону

Для того, щоб нейрони змогли обмінюватись сигналами, було запропоновано використовувати такий термін, як канали. Ці канали позначають зв'язки між нейронами. У кожного зв'язку є своє значення, яке також називають ваговим, воно визначається, як ваговий коефіцієнт зв'язку. Якщо через такий зв'язок з ваговим значенням до прикладу 0.5 проходить число 20, то воно зменшується і буде

дорівнювати 10. Сам нейрон не може самостійно аналізувати дані, які йому надходять, але може провести якусь математичну операцію з цими даними.

Один такий нейрон може порахувати суму сигналів, що надійшли до нього від певних елементів, потім відніме значення зсуву і зможе видати результат, який був отриманий в ході проведених операцій через жорстку порогову функцію, а при виході результат вже буде описаний булевим значення, тобто значення 1 або 0. Далі після отриманого результату вже можна буде прийняти рішення:

- 1 - вхідний сигнал, який є у класі А,
- 0 - вхідний сигнал, який є у класі В.

Ще одним видом популярної нейронної мережі є модель мережі Кохонена, це спеціально розроблений тип нейронної мережі, що можна використовувати для кластеризації об'єктів. До її складу входять дві складові, це вхідний та вихідний прошарок, другий прошарок також іноді називають прошарок Кохонена. Кожен з них має зв'язки між собою, тобто кожен вхідний сполучений з вихідним прошарком, але нейрони, які знаходяться між цими прошарками не можуть мати зв'язків.

Порахувати скільки вхідних нейронів така мережа має можна за допомогою визначення кількості ознак об'єкта. Основна робота для вхідних нейронів зводиться до розподілу сигналу, який отримується між нейронами вихідного шару, тобто вхідний нейрон не обробляє дані та не бере участі в навчанні. Кількість вихідних нейронів можна порахувати за допомогою кількості існуючих кластерів, так кожен кластер тісно зв'язаний з певним нейроном.

Також випадково буду встановлюватись початкові ваги. Після всіх операцій що були виконані в наведених прикладах будуть пораховані виходи. Такий алгоритм працює за певною схемою. Якщо один з нейронів має максимальне значення виходу, то йому буде присвоєна 1, а всім іншим нейронам нулі. Так об'єкт буде віднесено до кластеру, який тісно взаємодіє таким нейроном.

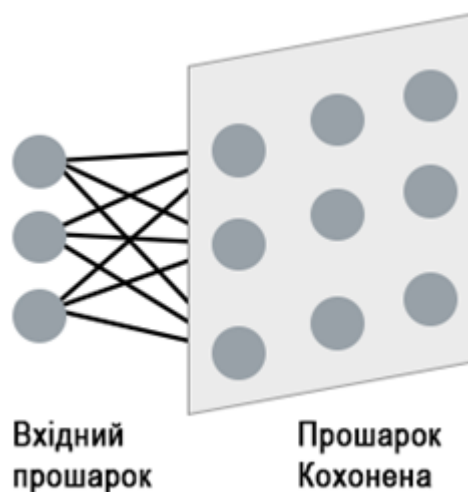


Рис. 1.15 Структура мережі Кохонена

Основний алгоритм, що використовується буде проходити кілька епох, або по простому кажучи кроків, де на кожній з епох будуть оброблюватись дані, тобто навчальна вибірка. Якщо було пройдена необхідна кількість прикладів, то нейронна мережа створить синаптичні ваги, яка буде використана з певними закономірностями до вхідних даних та зможе правильно провести кластеризацію об'єктів, які мають схожість до потрібних кластерів. Цей процес влаштований так, що нейрони вихідного шару будуть послідовно реагувати на потрібно групу вхідних сигналів, що схожі до них.

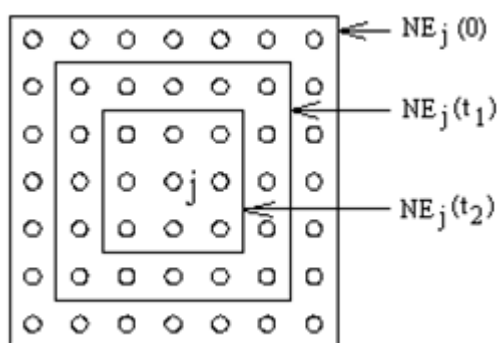


Рис. 1.16 Ітераційне визначення нейрона з максимальним значенням

Після того, як буде виконаний такий алгоритм, центр кластера буде встановлений в таку позицію, що буде відповідати таким значенням, де нейрон

буде набувати максимального значення. При навчанні обов'язково потрібно визначити ту область для нейронів сусідів, що межують з нейроном максимального значення. Таке коло на початку буде охоплювати велику кількість значень, але з кожним кроком надалі він буде зменшуватись. Як результат нейронна мережа створить таку топологічну структуру, де певні приклади буду активувати групи нейронів, що межують один з одним в такій топологічній структурі.

Після того, як така нейронна мережа буде навчена, вона буде мати змогу отримувати нові дані та відправляти їх до потрібних кластерів. Коли мережа буде стикатись з великим набором даних, що не буде відомим для цієї системи, вона буде створювати новий кластер для такої інформації, або зможе видати помилку про те, що не може визначити отримані дані.

Якщо дані будуть мати певну мітку класів, то система зможе виконувати класифікацію. Загалом ця нейронна мережа застосовується коли класи заздалегідь відомі і дає перевагу для знаходження схожих елементів у різних класах.

Мережа типу "Deep Belief Networks або DBN – це архітектура, що складається з певних об'єднаних автокодувальників. Така мережа буде проводити навчання блоками, проводячи кодування попереднього блоку.

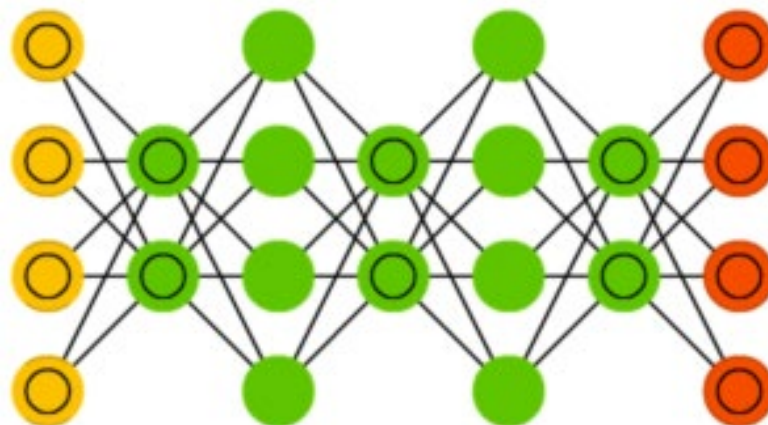


Рис. 1.17 Архітектура глибокої мережі

Спочатку буде використана каскадна структура автокодувальників для того, щоб попередньо навчити цю мережу. Елементи мережі проходять навчання

поетапно з першого. Кожний такий елемент, що називають прошарком, отримує додатковий вихідний шар в процесі навчання, який розширить дану мережу до автокодувальника. Після чого на кожен вхід такої мережі буде переданий певний набір даних, що буде використаний для навчання, також вона отримує ваги прошарків, які ще були ненавчені та додаткових, які будуть налаштовані за методом зворотного поширення помилки.

Після цього автокодувальник буде вимкнений, що надасть змогу створити новий, який буде відповідати за наступний прошарок нейронної мережі. Таким чином алгоритм буде повторюватись так само за вже проробленими кроками тільки для нових прошарків, минулі прошарки будуть залишатись без змін, а з наступними будуть проводитись такі ж маніпуляції. Такий процес буде відбуватись до всіх прошарків, окрім останніх. Вони будуть навчатись за методом поширення похибки і вже з відомими для них даними.

Однак така стратегія не буде гарантувати, що буде досягнуто найкращого результату, вона в цілому включає в себе вибір локальних оптимальних рішень для поставленого завдання. Ще однією перевагою такої системи можна назвати те, що вона може навчитись інформацію у варіанті ймовірнісної моделі. Якщо навчання буде використовуватись без наявності вчителя, то можна буде використовувати стабілізовану модель для генерації нових даних.

Також існує, ще одне досить популярне рішення – це рекурентна мережа, яка загалом може використовуватись в різних сферах, але найбільшого свого поширення набула в сфері машинного перекладу текстів та синтезу мови. Вона може вирішувати великий спектр завдань, що будуть пов'язані один з одним.

Таким чином було проведено навчання над такою нейронною мережею, що призвело до того, що вона змогла вимовляти деякі слова та букви, але це звісно виявилось досить простим рішенням. Для цього було створено певні аудіо файли, що відповідали за певне слово і нейронна мережа провівши навчання, видавали сигнали, що були схожі на промову слова. Для того, щоб навчитись такому процесу, нейронна мережа порівнювала свій результат з вже записаною промовою

і вона намагалась максимально схоже відтворити запис. Але звісно і простий варіант використання перцептрону може навчитись відтворювати такі звуки.

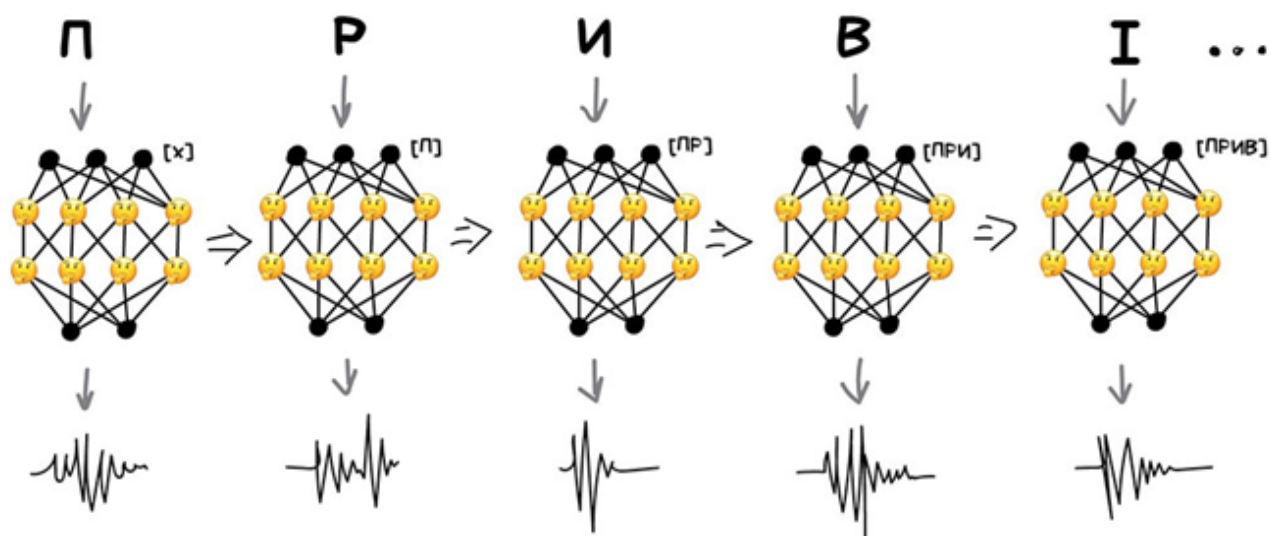


Рис. 1.18 Робота рекурентної мережі при повторенні голосу

Але використання перцептрону мало великий недолік, бо він не може зберігати попередні результати і він думає, що кожен новий отриманий звук схожий на перший. Для вирішення цього питання, прийняли рішення провести покращення і ввести пам'ять для кожного нейрона. Після чого і з'явилося поняття – рекурентні мережі. Де кожен нейрон має пам'ять і може зберігати вже надані попередні відповіді, що використовується, як додатковий вхід при наступній ітерації.

2 МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДНИХ ЯВИЩ

2.1 Математична модель прогнозування

Математичний підхід до прогнозування становить основу для розробки математичних моделей та алгоритмів. Для того щоб прорахувати можливі варіанти для створення прогнозу, потрібно знати, як вирішити це завдання використовуючи математичний підхід до цього процесу. Використання математики при прогнозуванні – це ключовий елемент при створенні таких систем.

Для більшості потреб, які виникають при прогнозуванні, потрібно усвідомити основну математичну модель, від якої вже йде розгалуження і модифікація всіх моделей. Базову модель прогнозування можна представити такою формулою:

$$y = mx + n \quad (2.1)$$

Де «у» це кінцевий результат при прогнозуванні. Для прогнозування погоди та погодних явищ, таких кінцевих результатів буде багато, тому що для аналізу береться велика кількість параметрів. Тому для початку потрібно розділити кожен параметр, а тільки після такої обробки можна перейти до їх об'єднання[39]. Змінна «х» відповідає за певний проміжок часу, для цього значення можуть застосовуватись сезони, дні, або навіть години. При цьому отримуються чіткі параметри для алгоритму прогнозування. Параметр «m» відповідає за нахил прогнозу.

Для того, щоб оцінити та проаналізувати дані отримані від метеостанцій, машин та різних систем дослідження потрібно не тільки збирати, а і обробляти отриману інформацію.

Загалом існують чотири основні техніки математичного прогнозування:

- Пряма лінія;
- Ковзка середнє;

- Проста лінійна регресія;
- Множина лінійна регресія.

Прямолінійний метод прогнозування – це найпростіший метод, який за свою основу має лінійну залежність від вхідних параметрів. Даний метод використовується виключно в тих ситуаціях, коли отримувані нові значення будуть мати накопичувальний характер, тобто постійно зростати, або спадати. Такий метод для прогнозування досить динамічного стану погоди звісно використовуватись не може.

Наприклад, прогнозування з попередніми даними отриманими в результаті опадів. Лінійне прогнозування передбачає, що змінна, яку потрібно прогнозувати буде збільшуватись на деякий відсоток протягом деякого періоду. Такий метод краще застосовується для статистичних даних, а не для прогнозування в цілому. Його можна використовувати, якщо потрібно отримати приблизні значення в подальшому майбутньому і не використовуючи дані у реальному часі, що дасть змогу вважати дійсними тільки результати отримані в минулому.



Рис. 2.1 Методи прогнозування

Ковзка середня - це техніка в якій за основу роблять зважування обраних періодів. Аналіз проводиться за показниками відомими з минулого. Зважаючи на те, що при прогнозуванні погоди є сталі факти, такі як те що зимою температура повітря мінусова, а влітку навпаки, тому з цього випливає висновок, що кожна наступна реляційна модель буде схожа на попередню.

Методів прогнозування існує велика кількість, але основна їхня схожість в тому, що вони мають одну мету- це створювати прогноз. Тому методи прогнозування поділили на два види:

- Інтуїтивні.
- Формалізовані.

В свою чергу ці два методи прогнозування діляться на різні підтипи, які відрізняються певними критеріями прогнозування. Не всі з них підходять для класифікації прогнозування погоди та погодніх явищ, але основними методами є наступні види моделей:

- Факторні.
- Структуровані.
- Комбіновані.
- Імітаційні.
- Найменших квадратів.
- Дисперсії.
- Регресійного аналізу.
- Кореляції.

Всі описані вище методи математичного моделювання мають основу для початкового розуміння з складання моделі прогнозування з використанням штучного інтелекту. Для прикладу є формула, яка використовується при математичному моделюванні прогнозу:

$$S_n = a * \sum_{j=0}^{n-1} (1 - a)^j * x_n - j \quad (2.2)$$

де «x» це ряд аналізованих даних, «a» це коефіцієнт згладжування, а «S» - це значення, яке є прогнозом.

Проаналізовані дані погодних показників мають не фіксовані параметрів, тому можуть коливатися в залежності від певного проміжку часу. Тому, проста лінійна регресія може порахувати прогнозування за параметрами. Отримавши графік з лінією прогнозу, можна відтворити результат зміни для інших параметрів.

Множинна лінійна регресія для прогнозування погоди ефективно використовує дві чи більше незалежних змінних для створення прогнозу. Ці методи взаємодіють зі статистичними параметрами, і найчастіше для їхнього прорахунку застосовується середній квадрат:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - x)^2}{n}} \quad (2.3)$$

Якщо буде відомо певний розподіл значень, то можна буде використати статистичні таблиці. Знаючи послідовність ймовірностей k, можемо визначити і ймовірність прогнозування.

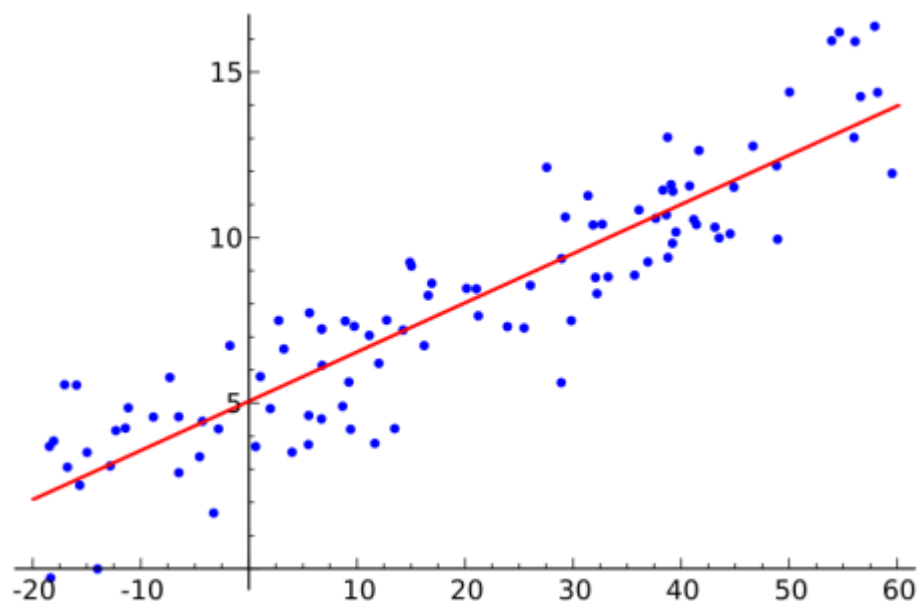


Рис. 2.2 Графік для аналізу лінійної регресії

Аналізуючи рисунок 2.2, можна зробити висновки, що цей метод підходить для відображення зростаючих показників даних, або спадаючих.

Такий прогноз буде вважатися лінійним, але потрібно розуміти, що даний прогноз не відтворює реальний стан, якщо брати різні проміжки часу.

Параметри погодних явищ ніяк не можуть бути лінійними, вони постійно змінюються, бо мають, як сезонні зміни, такі як день і ніч, зима та літо, так і зміни пов'язані з певними аномаліями.

Але іноді відбуваються ситуації, коли зростання чи спадання середнього значення може бути корисним. Наприклад, можливо, що значення не може бути знайдено в області змінної під час дослідження, тому це може стати проблемою для знаходження хибних, або ймовірних значень.

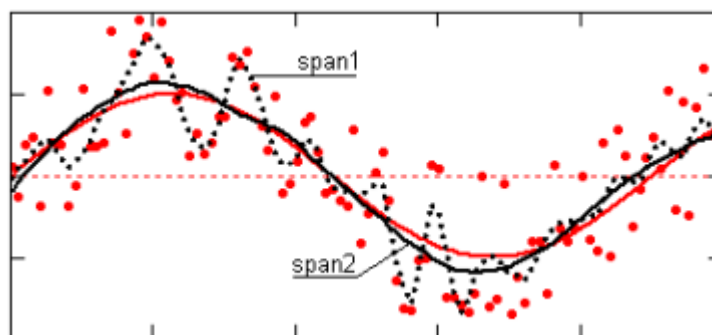


Рис. 2.3 Графік криволінійної зональної регресії

Для отримання достовірного результату при прогнозуванні з непостійними змінними, важливо використовувати побудову графіків з кривими лініями, які більш точно зможуть відобразити середнє значення у певний проміжок часу. Це дуже важливо при прогнозуванні погоди та погодних явищ і прогнозування в цілому. Лінійне прогнозування не зможе надати правильний результат, якщо буде мати тільки отримані значення у вигляді прямої лінії зростання чи спадання. Наприклад, зміна декількох високих значень зможе перекрити одне низьке, якщо вони стоять поряд і це призведе до значних коливань графіку. Тому для зональної регресії використовують дану формулу:

$$D = \sum_i (f_1(i) - y_{o_i})^2 \quad (2.4)$$

Для більш детального аналізу важливо знайти середню вагу, але якщо частота градацій буде симетричною, потрібно буде врахувати значущі ваги. Для цього потрібно буде знайти максимальне і мінімальне значення для кожного з випадків прогнозування та розрахувати середню похибку усіх результатів.

$$I = \frac{x_{max} - x_{min}}{n} \quad (2.5)$$

У цій формулі «n» описана, як кількість отриманих результатів. Розвиток комп'ютерів та вдосконалення методів моделювання, призвели до повернення чисельного прогнозування погоди до моделей, які великою мірою подібні до попередніх. Чисельні прогнози погоди базуються на простих основних формулах, що виступають у ролі формул прогнозування.

Ці формули враховують метеорологічні дані, які отримані на певній метеостанції на невеликій відстані та в певному регіоні. Параметри, такі як мінімальна температура, максимальна температура та відносна вологість, обчислюються на основі взаємозв'язків між різними періодами часу та зібраними даними часових рядів. Отримані результати свідчать про те, що цей підхід дозволяє більш точно оцінювати погодні умови.

2.2 Прогнозування за допомогою множинної регресії

Регресія не завжди підходить коли йде мова про різного роду прогнозування. Але з її допомогою можна легше виявляти залежності та кореляції між даними, які прогноуються та вже отриманими даними.

Метод множинної регресії впроваджує оцінювання вихідних даних за допомогою отриманих даних з незалежних змінних. Тобто ці параметри будуть

вважатися, як незалежні змінні і належати до рівняння регресії при отриманні інформації про погоду у реальному часі.

На даному етапі краще підходить використовувати точковий прогноз. Для того щоб отримати точковий прогноз або прогнозоване значення, до рівняння множинної регресії потрібно додати значення змінних які залежать від попередніх або наступних або попередніх даних. Цей прогноз можна вважати доцільним, якщо будуть залежні змінні.

Прогнозування з використанням множинної регресії дає змогу оцінити очікуване значення відповідних змінних, які визначаються за допомогою значень незалежних змінних від залежних, які є в регресії.

На даному етапі прогнозування моделлю множинної регресії можна обрати безперервне значення параметрів X_1, X_2, \dots, X_n , і значення прогнозованої [42] регресії точкового прогнозу в такому випадку буде набувати такого вигляду:

$$f(x) = n_0 + S_1x_1 + S_2x_2 + \dots + S_nx_n \quad (2.6)$$

У цій формулі «S» набуває значення коефіцієнту регресії. Але цю формулу можна використовувати, якщо є точні кореляційні дані, які мають певну залежність від попередніх даних. Збір даних для прогнозування погоди може бути неструктурованим і навіть несподіваним.

Але зважаючи на те, що прилади, які використовуються для отримання змін погоди мають власну похибку, тому доцільно враховувати похибку у прогнозуванні таким методом. Тому для врахування цієї похибки відбувається видозміна попередньої формули і додається власне похибка під час регресійного процесу обчислення.

$$Y_i = n_0 + S_1x_1 + S_2x_2 + \dots + S_nx_n + \varepsilon_i \quad (2.7)$$

Для правильності використання даної формули множинної регресії потрібно перевірити те чи значення двох чи більше незалежних змінних є корельованими.

Якщо незалежні змінні виявляють кореляцію, то це може призвести до ситуації мультиколінеарності. Якщо така ситуація виникає, можна зробити висновок, що метод не є ефективним і може містити значні похибки у прогнозуванні.

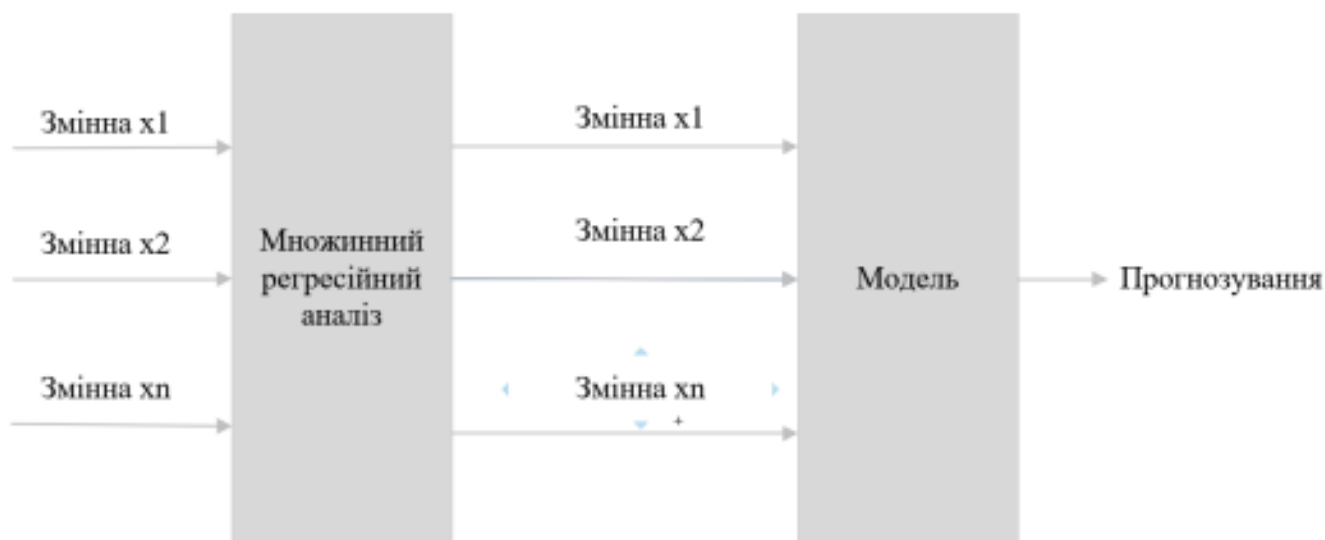


Рис. 2.4 Схема роботи множинної регресії

Для уникнення негативного впливу прогнозування та вирішення проблеми невірного прогнозу застосовують різні методики. Одним із методів є додавання або видалення певних вибірових змінних у процесі ітерацій. Якщо існує кілька моделей зі значущістю $p < 0.05$, то вибір здійснюється на користь однієї з моделей шляхом аналізу вихідних даних. Взаємозв'язок даних у двох методах неможливий, навіть при умові, що вони мають спільні ознаки та принципи. Для правильного вибору включення моделі проводиться оцінка значень та порівняння їх за допомогою методу оцінки суми квадратів результату до прогнозування.

Більш широко використовується інтервальний прогноз. Інтервальний прогноз застосовує технологію визначення мінімального та максимального значень для регресії прогнозування, утворюючи діапазон, в межах якого можливі параметри подальшого прогнозу. Різниця між прогнозованими значеннями та фактичним значенням вважається похибкою. Збільшення кількості параметрів у інтервальному прогнозі призводить до зменшення похибки і зростання точності прогнозу.

2.3 Навчання штучного інтелекту

Штучний інтелект – це технологія, яка змушує системи, комп'ютери, машини і інше, думати та приймати рішення, як роблять це люди. Тобто це алгоритм, який здатний відтворювати дії та робити вибір у певних ситуаціях. Алгоритм також здатний приймати рішення шляхом порівняння варіантів та аналізу правильної або неправильної відповіді.

Штучний інтелект має велику взаємодію із сучасною освітньою сферою, викликаючи надзвичайний вплив, який є важливим та непомірним. Це сприяє ідентифікації особистостей за їхньою поведінкою та направляє їх у потрібному напрямку. Також це робить можливим для педагогів сприяти інклюзії. Наприклад, застосування мовного перекладу через штучний інтелект може розширити можливості навчання для більшої кількості студентів.

Машинне навчання представляє собою сегмент штучного інтелекту, алгоритми якого налаштовують комп'ютер на виконання завдань та прийняття висновків на основі вхідних параметрів та отриманих даних. Проте основною метою машинного навчання є можливість ігнорувати чи модифікувати використані параметри та дані, не дотримуючись жорстко заданих правил чи параметрів. [40].

Основою якісного машинного навчання використовується базова схема і три основних параметри, проводячи максимально ефективну взаємодію між ними. Основа в машинному навчанні та штучному інтелекті базується на трьох показниках:

- Дані.
- Ознаки.
- Алгоритми.

Стосовно даних, то це базова інформація або вхідні дані, які будуть використовуватись для подальшого навчання алгоритму.

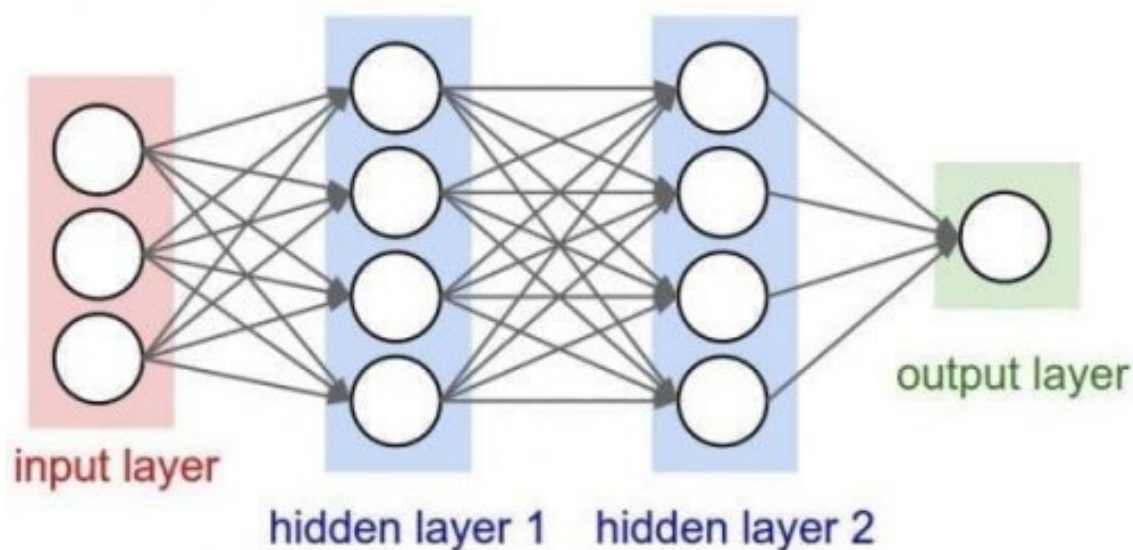


Рис. 2.5 Схема роботи методу машинного навчання

На рисунку зображено схему, на якій показані кульки, які показують взаємодію між всіма компонентами штучного інтелекту при його навчанні. Навчання розпочинається на моменті де входять початкові дані. Так для прогнозу погоди потрібні різного виду вхідні дані про стан погодних явищ в певний період часу.

Після отримання вхідних даних, йде прихований шар, в якому відбуваються математичні рішення певної задачі прогнозування. Лінії, які з'єднують ці кульки між собою, називаються «вагами». Ваги показують, наскільки один сегмент рішення переважає над іншим сегментом. Тобто буде правильним або точним за отриманими попередніми результатами навчання.

Логіка машинного навчання - це процес створення таких умов за яким буде працювати алгоритм машинного навчання. Для цього можуть вводитись певні обмеження, формули, вхідні розрахункові параметри. Але описані обмеження можуть бути для машинного навчання не тільки, як ключовий фактор навчання, але і фактором при якому навчання буде неефективним.

Вихідний шар вже надає нам окремі результати. Після того, як кульки просумують усі ваги, він визначає, чи відтворювані дані є реальними чи ні.

Загалом прогнозування погоди це порівняння між попередніми даними та прогнозами майбутнього. Тобто якщо використовувати попередні дані, ми зможемо знати вже нові дані.

$$y = f(\sum_{i=1}^n x_i * w_j + b) \quad (2.8)$$

Розрахунок за цією формулою може надати результат роботи такого методу штучного навчання. «n» - це кількість вхідних параметрів, «x» це саме ці вхідні параметри, «w» так позначаються ваги, які відповідають за значущість результату, а «b» –відповідає за зміщення, або можна сказати, що це просто похибка відхилення.

Якщо штучний інтелект зможе відтворити цю послідовність правильно і результат прогнозування буде відповідати результатам, які були в реальному часі, то цей алгоритм можна буде використовувати в майбутньому для навчання в прогнозуванні, адже від вже буде знати, за яким принципом потрібно проводити навчання та як проходить кореляція між попередніми показниками атмосфери та реальними.

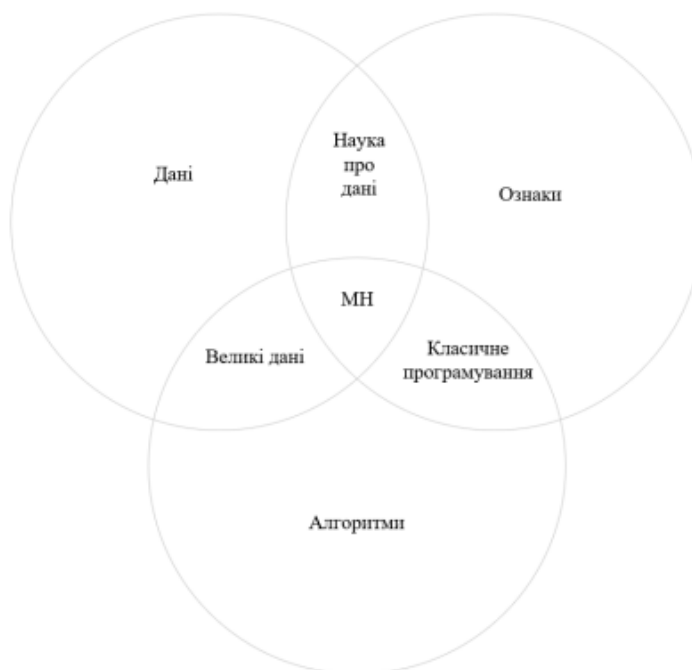


Рис. 2.6 Компоненти машинного навчання

Для того щоб машинне навчання змогло правильно працювати, потрібно чітко задавати параметри впливу на цей алгоритм. Якщо ввести неправильні формули або хибні твердження, то результат навчання буде невірним і це зможе порушити структуру алгоритму. Машинне навчання використовує початкові дані для навчання за принципом алгоритму вибору. Саме на основі створення алгоритмів та взаємодії з ними і починається навчання штучного інтелекту, по простому алгоритм це набір методів для вирішення певної задачі.

Для того, щоб програма навчилася аналізувати та відтворювати інтелектуальну модель, вона повинна спочатку пройти навчання та надати параметри для відповідного вибору рішення. Моделі машинного навчання мають такі характеристики: програма отримує інформацію та обробляє отриману інформацію відповідно до певного алгоритму, потім алгоритм вибирає більш важливі або необхідні матеріали та дані та видає необхідні результати.

Глибоке (гнучке) навчання може застосовуватися тільки з урахуванням більш складної метрики ANN, що включає кілька прихованих рівнів. На даному етапі нейрони можуть виконувати рівні, які важко зрозуміти. Кожен наступний етап мережі виконує пошук з'єднань на попередньому рівні. Це ANN, який може знайти не тільки прості посилання і сполучні ланки, а також зв'язки між відносинами.

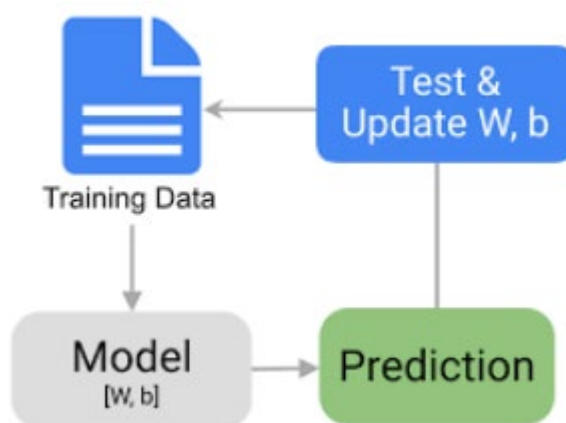


Рис. 2.7 Схема навчання штучного інтелекту

На даному рисунку представлено просту модель машинного навчання. Алгоритму надається невеликий обсяг інформації, які можна назвати тренувальними даними, вони звісно повинні бути підготовлені для початку тренування. Тому такій бази даних чітко структуровані і не мають складних варіацій даних. Далі для отримання кінцевого результату прогнозування, дані надходять до моделі або алгоритму машинного навчання для їх обробки і видається результат, що саме потрібно робити або як діяти. Прогноз може відповідати на питання булевого варіанту, тобто так чи ні, або прогноз буде набувати чисельного виду.

Після всього процесу обробки даних, навчання та отримання результатів прогнозування, даним потрібно перейти перевірку, тобто тестування на відповідність, якщо дані були отримані правильні, то вони будуть перезаписані до бази даних, як правильні.

Отримані дані можна буде використовувати, як основу для повторного та майбутнього навчання. Інші дані будуть або видалятися, або оновлюватись змінюючи параметри прогнозування, все це відбувається в залежності від критерію оцінювання алгоритму.

Машинне навчання набагато більше підходить для використання з оновленням часу, оскільки це дозволяє використовувати більший кластер інформації. Але аналітика прогнозів завжди працює з великим стаціонарним набором даних і потребує постійного оновлення.

Машинне навчання можна поділити та реалізовувати наступними способами:

- Контрольоване навчання.
- Навчання без контролю.
- Навчання з підкріпленням
- Навчання за допомогою ансамблевих методів.

Найефективнішим з вище представлених методів звісно буде навчання з підкріпленням, якщо говорити по простому, то з втручанням людини до процесу навчання.

Тобто навчання штучного інтелекту буде проходити самостійно за заданим алгоритмом та параметрами, але в нього може втручатись людина та вносити певні корективи у вибір програми.

Використання такого методу навчання буде дуже зручним на початку створення прогнозу і початку дії самого алгоритму.

Якщо результат буде не відповідати очікуваним прогнозам, алгоритм буде повторюватись стільки разів, поки не знайде потрібний результат. Це дає змогу алгоритму постійно навчатись і розвиватись, що в майбутньому зможе надати більш оптимістичну відповідь, яка буде зростати за своєю точністю.

Якщо в програми виникає помилку, то алгоритм пропонує людині втрутитись для зміни в процесі навчання та допомагає в зміні параметру на необхідний або більш правильний. Після отримання висновків програма редагує початкові параметри та починає самостійно робити висновки використовуючи цей результат.

2.4 Метод випадкового лісу

Загалом для різного роду прогнозування використовується велика кількість алгоритмів, які можуть бути досить не типовими для використання в тих чи інших напрямках. Зокрема в деяких випадках доречно використовувати алгоритм випадкового лісу - це контрольований розробником алгоритм машинного навчання, який надає змогу виникнення умов для навчання в майбутньому. В алгоритмі основна логіка базується на створенні нейронів, після чого вони поєднуються між собою та починається глобальне навчання, при якому виконуються вже описані умови з певними параметрами та обмеженнями до навчання, які належним чином впливають на результат прогнозування та навчання в цілому.

Використання алгоритму випадкового лісу може використовуватись в різних напрямках, так його можна використати для класифікації машинного навчання і задання умов, також можливо використовувати для звичайної регресії. Якщо алгоритм або модель машинного навчання має певні кластери вхідних та вихідних даних, проводить навчання та має змогу класифікувати всі вихідні дані, які вона

отримує в ході цього навчання, то таку систему називають - керованим машинним навчанням. Саме такий алгоритм часто використовують при прогнозуванні майбутнього, погоди, іншого. Такий алгоритм дуже добре підходить для реалізації методу прогнозування погоди, він надає певні переваги на іншими методами, але і має певні недоліки.

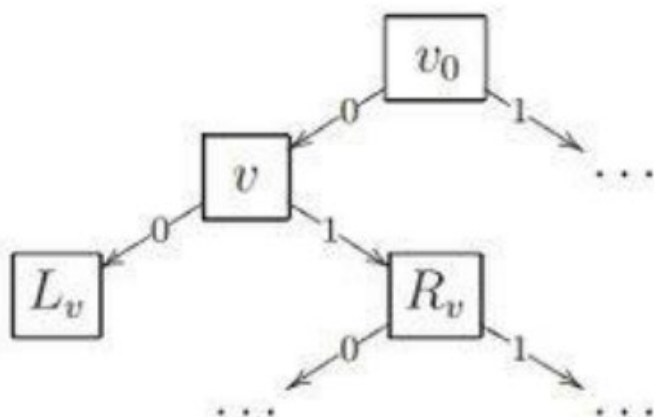


Рис. 2.8 Дерево рішень

Математична модель для знаходження регресійної помилки, дані якої розгалужуються від вузла, який знаходиться в системі, знаходиться по описаній формулі:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (2.9)$$

Для даної формули N - це кількість точкових даних, вона фактично може бути безкінечною, f_i – значення, яке отримується в кінці при поверненні моделлю, або результат обробки, y_i – фактичне значення для кожної i .

Використання цього алгоритму можливо в двох варіантах - класифікаційному аналізі та регресійному аналізі. Відповідно при використанні першого варіанту, базова ознака буде залежною. Завдання полягає в класифікації і спробі визначити мітку класу предметної області навчання, грубо кажучи, навчання буде йти вже за вказаним алгоритмом, який буде заданий користувачем. У другому варіанта

реалізації залежний атрибут має певну умову, він може бути тільки числовим. Такий варіант може бути використаний тільки при умові, що вихідна змінна буде реальною або мати безперервне значення.

При використанні випадкового лісу в варіанті класифікаційного аналізу, потрібно використовувати індекс Джіні, що описує формулу визначення вузлів у початковій гілці дерев.

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^c (p_i)^2 \quad (2.10)$$

Для обрахування формули береться клас і ймовірність очікуваного прогнозу, що дає змогу визначити індекс Джіні для кожної гілки у вузлі, що надасть змогу визначити, яке дерево має більшу ймовірність з'явитися.

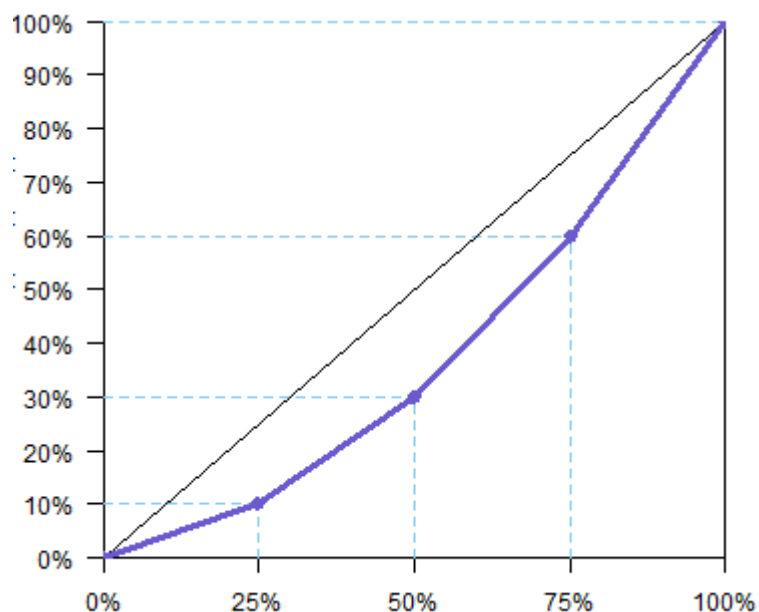


Рис. 2.9 Графічне представлення кривої Лоренса

Для того, щоб зрозуміти в чому полягає суть дерева рішень, можна навести такий приклад.

Короткий опис алгоритму полягає в наступному, при виникненні простого запитання, на яке можна надати відповідь у булевому форматі, тобто так чи ні, і в

залежності, яка відповідь буде отримана, ми маємо отримати результат у числовому форматі або у відсотковому і мати змогу вирішувати питання таким самим способом і в наступних етапах. Після завершення етапу, де йде відповідь на питання з варіантами - так чи ні, можна дійти до кінцевого результату.

Сам алгоритм при своїй роботі створює декілька дерев рішень і об'єднує їх для точного прогнозування. Використання такого методу прогнозування дозволяє отримати кращий результат, тому що використовується кілька або більше неконтрольованих дерев рішень (моделей), як окремих рішень, які не сумісні між собою. Для того, щоб використати цей алгоритм потрібно мати початковий набір даних, на які будуть накладені певні обмеження, або розширення і сформувавши детальний набір правил, які будуть використовуватись цим алгоритмом. Після чого кожне дерево проведе спостереження за кожним з типів даних і використає ці знання для побудови вже дерев рішень. На фініші буде отримано результат, що буде середнім значенням з всієї вибірки прогнозувань і така схема зможе надати більш правильний варіант результату прогнозування.

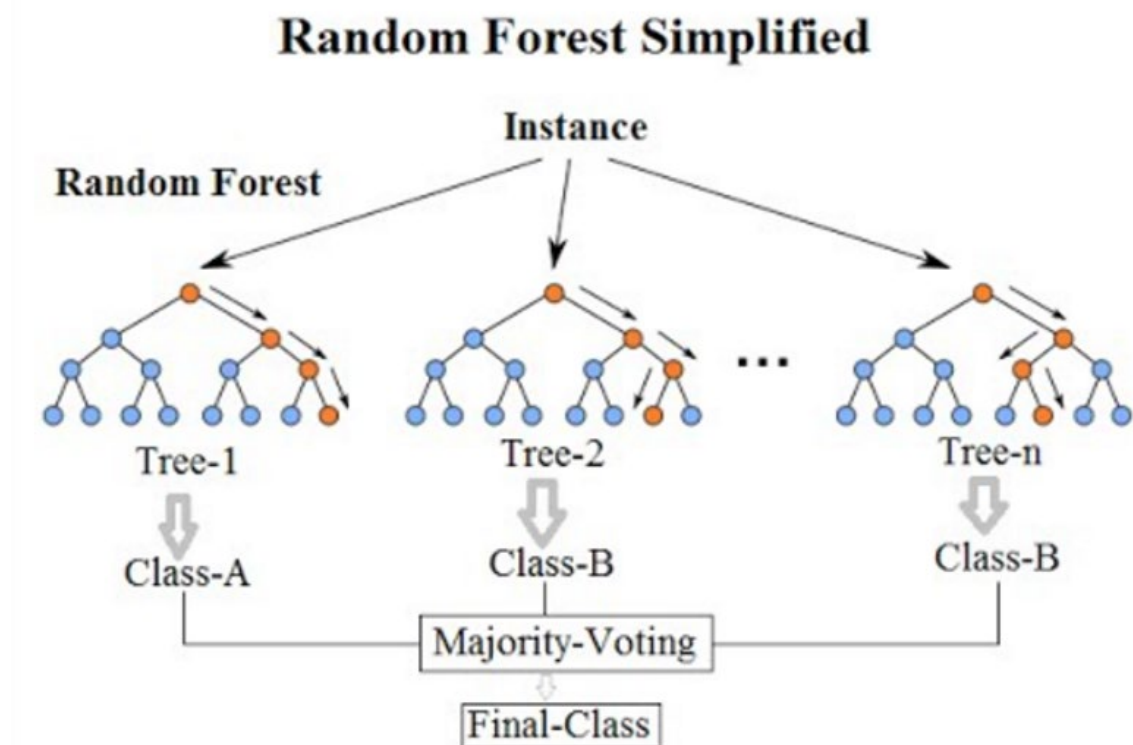


Рис. 2.10 Структура випадкового лісу

Початок тренування дерев у алгоритмі випадкового лісу відбувається з використанням методу анкетування. Цей метод машинного навчання має назву *bootstrap aggregation*. Це об'єднання методів прогнозування з декількох алгоритмів, що об'єднує їх результати.

Також при прогнозуванні може виникати дисперсія. Вона виникає через певну чутливість методу при великих коливаннях у наборах даних, що використовуються при навчанні. При виникненні великої дисперсії може відбутись таке, що алгоритм буде відображати не релевантні дані, які будуть погіршуватись з кожним наступним кроком. Якщо виникла така ситуація потрібно буде змінювати і переписувати модель для правильного навчання. Виправлення такої помилки допоможе уникнути великої похибки під час тестування системи та подальшого використання.

Також для того, щоб визначити, як розгалужуються взаємозв'язки між вузлами в дереві рішень, використовують ентропію, яка має наступну формулу:

$$Entropy = \sum_{i=1}^c -p_i * \log_2(p_i) \quad (2.11)$$

Найбільшою перевагою такого методу є саме те, що він має змогу виявляти похибки прямо під час навчання та коригувати їх не витрачаючи велику кількість часу. Також використовуючи для прогнозування такий метод, він може надати мінімальну похибку в порівнянні з іншими методами. Чим більше алгоритм використовує методів прогнозування, тим менша буде його похибка, а прогнозування стане точнішим. Отже випадковий ліс - це контрольований алгоритм у машинному навчанні, що складається з дерев рішень, який доречно використовувати при великому обсягу даних та при умові, що заздалегідь відомі умови до такого алгоритму, його обмеження та параметри.

2.5 Баєсова мережа

Баєсові мережі - це графи описані з певними особливостями. Ідентичність Баєсових мереж вказує на причини інтеграції, що є характерними для процесу опису графів [41].

Томас Байєс - англійський математик і пресвітеріанський священнослужитель. Він був першим, хто запропонував і пояснив правила, які дозволили б інформації, яка тільки виникла, змінити попередні переконання людини.

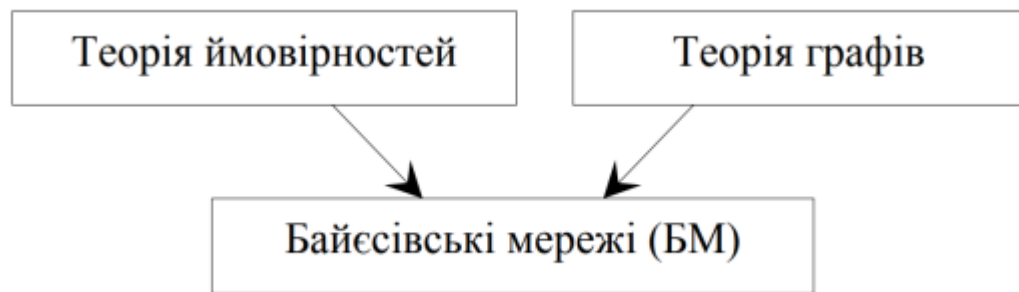


Рис. 2.11 Баєвські мережі

Це відносно молодий підхід до розвитку науки, який виник на основі поєднання теорії ймовірності і теорії графів, як показано на рисунку 2.11.

В цьому підході змінні можуть належати до будь-якого типу, такого як:

- типу довільного параметра,
- схованого у змінних
- гіпотезах.

Вони є двох частин: структури та параметрів [42].

Структури — це ациклічна графіка, яка виражає умовну незалежність, яка в свою чергу залежить випадкових змінних, що пов'язані на вузлах. Змінні складаються з певного розподілу параметрів, що пов'язані з певним вузлом.

Баєвські мережі - це стандартна графічна модель, що приймає форму графіку ациклічної графіки (DAG) разом з розподілом ймовірностей [43].

Теорема Баєса представлена такою формулою:

$$p(H_k|X) = \frac{p(H_k|X)*p(H_k)}{\sum_{i=1}^n p(X|H_i)*p(H_i)}, k = \overline{1, n} \quad (2.12)$$

Сила баєсівських методів полягає в здатності уточнювати попередні ймовірності відповідно до фактичних реалій досліджуваного процесу. За допомогою цього ми маємо змогу вказати ймовірність події, якщо надходить додаткова інформація.

Повна спільна ймовірність Баєвських мереж обчислюється за формулою [44]:

$$P_B(X^{(1)}, \dots, X^{(N)}) = \prod_{i=1}^N P_B(X^{(i)}|Pa(X^{(i)})) \quad (2.13)$$

З математичної точки зору Баєвські мережі є моделлю, яка представляє ймовірнісні залежності, які існують або відсутні взагалі.

Насправді баєсівська методологія є набагато більш комплексною, ніж кластер ліків маніпулювання умовними ймовірностями в спрямованих графах [45].

Цей метод використовується у разі, якщо відомо про початкову інформацію щодо параметрів, визначених як апіорного розподілу параметрів.

У простому випадку Баєсова мережа може визначатись, як експерт, а потім використовуватися для пояснення. В інших випадках для людини надто багато визначень. У такому варіанті використання має бути структура бітової нейронної мережі і можливість локального поділу між даними [46].

Щоб повністю характеризувати Баєсівську мережу, яка повністю розділяє параметри розподілу, кожен елемент X повинен визначати свої параметри відповідно до свого основного типу. Розділення елементів X залежить від їхніх батьків. Оскільки це спрощення, зазвичай має справу з обмеженими або анемічними розподілами, які часом називають обмеженнями розподілу. Для них застосовується принцип максимальної ентропії, який визначає спільний розподіл, максимізуючи обсяг формування з урахуванням обмежень. У певних контекстах логічно вважати, що біологічні мережі, що відповідають умовним розподілам

тимчасового розгортання прихованих станів, зазвичай побудовані для розсіювання рівнів ентропії.

Функції часто мають невідомі значення, які потрібно класифікувати за даними за допомогою методів, таких як максимальна ймовірність. Регулярне заповнення ймовірностей (або аптометричних ймовірностей) є складним завданням, часто через відсутність змінних.

Ця проблема пов'язана з алгоритмами очікуваних значень, які обчислюють очікувані значення на основі інформації, за умови, що значення були обчислені правильно. Це може бути максимальне значення. Цей процес відповідає максимальному (або максимальному апотеролеону) значенню параметра.

Багатофункціональний біосферний підхід до параметрів полягає в розгляданні їх як додаткових недосліджених змінних. Цей підхід передбачає обчислення загальної теології розподілу всіх вузлів на основі спостережуваних даних і їх інтеграцію. Такий метод може виявитися дорогим і призвести до створення моделей значущих розмірів, що зробить традиційні підходи більш ефективними.

Баєсівські підходи виявляються дуже ефективними для використання в машинному навчанні. Серед них виокремлюється група методів, які дозволяють враховувати важливість даних, створених у процесі створення та пошуку оптимальних рішень завдань. Ці методи аналізують поведінку процесів та систем різного характеру.

2.6 Метод опорних векторів

Алгоритм опорних векторів - це контрольований алгоритм машинного навчання, які використовуються для регресії і по більшій мірі для класифікації. Основна ідея алгоритму полягає в пошуку гіперплощини в просторі великої розмірності, яка краще всього розділяє два класи об'єктів. В залежності від кількості ознак буде змінна розмірність гіперплощини.

Основні етапи алгоритму опорних векторів:

1. **Збір даних:** Збираються дані, які представляють об'єкти двох або більше класів. Кожен об'єкт повинен бути представлений вектором ознак.
2. **Визначення вектора та гіперплощини:** Алгоритм проводить пошуки гіперплощини в просторі ознак, яка найкраще зможе розділити об'єкти різних класів.
3. **Максимізація зазначеної ширини між класами:** Алгоритм старається максимізувати ширину між гіперплощиною та найближчими до неї векторами опорних векторів. Це сприяє загальній генералізації моделі на нові дані.
4. **Вирішення проблеми оптимізації:** Задача оптимізації полягає в пошуку оптимальних ваг і зсуву для гіперплощини. Ця задача формується як задача квадратичного програмування.

Алгоритм опорних векторів широко використовується в багатьох областях, оскільки він ефективно працює з різноманітними типами даних і має високу точність в багатьох завданнях класифікації та регресії.

На прикладі можемо розглянути площину, яка має наступний вигляд:

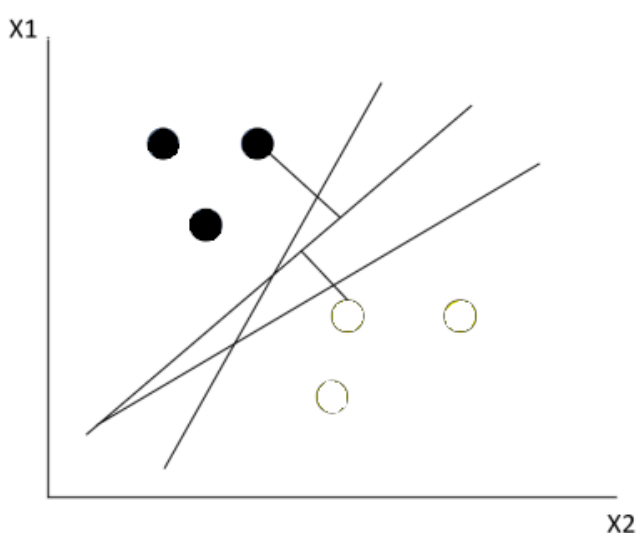


Рис. 2.12 Класифікація даних

x_1 та x_2 є незалежними змінними, які мають спільну область обчислення. Кольорові точки на графіку представляють конкретний набір даних, який

відображає сутність кожного набору. Векторні лінії, які їх розділяють, представляють умови, що розташовані у площині та визначають їх класифікацію.

На прикладі видно, що вектори виконують класифікацію між чорними та білими кульками⁷. Наступним кроком є вибір оптимальної гіперплощини у наданій схемі, щоб отримати площину, яка ефективно розділяє дані точки.

Для визначення класифікаційної площини потрібно встановити параметри для кожного класифікаційного регіону та створити комбінацію різних типів класів.

Таким чином безмежна кількість класів у вибірці шуканого і прогнозованого значення є комбінація одиночних k класів. Значення такої вибірки відображає формула:

$$L_n = \{1, \dots, n\} \quad (2.14)$$

де L це всі можливі класифікаційні варіанти, а від 1 до n це порядкові номери в класі інтервалів.

У цьому випадку необхідно створити різноманітні варіанти класифікацій, що сприятиме розширенню області вибірки та покращить регресійне прогнозування за допомогою опорних векторів. Також, при використанні функцій залежності, де спостереження про клас відноситься до k , функція приналежності виглядає наступним чином:

$$m_{ki}(x) = \min(1, D_i(x)), \text{ for } i \in L_k \quad (2.15)$$

З даної формули можна визначити, що функція належності опорних векторів до обраного регіону площини вимірюється за допомогою методу пошуку найближчої гіперплощини до конкретного спостереження. Якщо значення пошукових даних є від'ємними, то висновок з цього результату полягає в тому, що діюча належність не відноситься до жодного класу. У такому випадку

спостереження призначається до найближчого класу, що відповідає параметрам класу.

Ядро опорних точок на площині - це функція, яка здійснює перетворення вхідного простору з низькою розмірністю в простір великою розмірністю N , що дозволяє вирішувати нероздільні задачі у зрозумілому форматі. Це особливо корисно для завдань нелінійного розділення. Іншими словами, ядро визначає процес, який виконує складне перетворення даних і розділяє їх на основі певної мітки або виводу.

2.7 Математична модель для метода глибокого навчання

Враховуючи те, що для в даній роботі для прогнозування використовується бібліотека TensorFlow, то в ній для прогнозування за допомогою глибоких мереж використовується концепція прямого поширення (forward pass). Для цього використовуються лінійні та нелінійні операції. Основні етапи можна описати наступним чином.

Нехай X - вхідні дані, $W^{[i]}$ - матриця ваг для i -го шару, $b^{[i]}$ - вектор зсуву для i -го шару, $A^{[i-1]}$ - вихід з $i-1$ -го шару (або вхідних даних для $i=0$). Тоді прямий прохід (forward pass) через i -й шар мережі може бути визначений наступним чином:

$$Z^{[i]} = A^{[i-1]} * W^i + b^i \quad (2.16)$$

Де:

- $Z^{[i]}$ - вихідне значення (без функції активації) для i -го шару,
- $A^{[i-1]}$ - вхідне значення (або вихід з попереднього шару) для i -го шару,
- W^i - матриця ваг для i -го шару,
- b^i - вектор зсуву (біас) для i -го шару.

Після отримання $Z^{[i]}$, до нього застосовується функція активації $A^{[i]} = \text{Activation}(Z^{[i]})$, де Activation може бути, наприклад, ReLU, Sigmoid, Tanh або інша функція активації, в залежності від архітектури мережі та завдання.

Цей процес повторюється для кожного шару мережі, і вихід останнього шару ($A^{[L]}$, де L - кількість шарів) використовується для прогнозування. Зазвичай в останньому шарі застосовується функція активації, яка відповідає типу завдання (наприклад, softmax для задачі класифікації).

Таким чином, математично прогноз можна отримати як $A^{[L]}$, де L - останній шар мережі.

3 РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ

3.1 Вибір інструментів розробки

Для написання методу прогнозування було обрано мову програмування Python та редактор коду Microsoft Studio Code.

Microsoft Visual Studio Code (VS Code) - це безкоштовний, відкритий текстовий редактор, призначений для розробки та програмування. Редактор створений компанією Microsoft і підтримується широким спектром мов програмування та технологій.

Ось кілька ключових характеристик Microsoft Visual Studio Code:

1. **Безкоштовний та Відкритий:** VS Code є безкоштовним для завантаження та використання, має відкритий код, що означає, що код написаний на ньому доступний для громадськості. Це дозволяє розробникам внести власні внески та додати певні розширення за потребою.
2. **Множина Мов Програмування:** Редактор підтримує велику кількість мов програмування, включаючи: JavaScript, Python, C++, Java, HTML, CSS, PHP і багато інших.
3. **Розширення та Маркетплейс:** Він надає змогу використовувати велику кількість розширень, які доступні на маркетплейсі. Вони дозволяють розширити функціональність редактора відповідно до потреб користувача.
4. **Інтеграція з Git:** Вбудована підтримка для системи контролю версій Git дозволяє легко відстежувати та керувати змінами у проектах.
5. **Розширене Відлагодження:** VS Code має вбудовану підтримку для відлагодження коду, що полегшує виявленню та виправленню помилок у програмному коді.
6. **Кросплатформений:** Підтримується на операційних системах Windows, macOS та Linux.

7. **Інтеграція з Обліковими Записами Microsoft:** Є змога увійти в свій обліковий запис Microsoft, щоб зберігати та синхронізувати налаштування редактора через різні пристрої.
8. **Спільнота та Підтримка:** VS Code має активну спільноту користувачів та отримує регулярні оновлення та вдосконалення.

Цей редактор широко використовується розробниками завдяки своїй легкості використання, гнучкості та розширеній функціональності, що робить його популярним інструментом для роботи з програмним кодом.

Python – це мова програмування, надає змогу писати велику кількість різноманітного коду, в залежності від потреби розробника. Він також відомий величезними можливостями швидкого розвитку додатків, також широко застосовується для створення скриптів, тому Python досить універсальний і щоденно стає ще популярнішою мовою програмування.

Ця мова програмування може виконувати широкий спектр завдань, і її зазвичай використовують у багатьох галузях, у тому числі в різних сферах :

- веб-розробка,
- аналіз даних,
- машинне навчання ,
- DevOps і системне адміністрування,
- автоматизоване тестування,
- прототипування програмного забезпечення та багато інших.

Крім того, Python надає змогу розробникам програми для запуску прототипів, що значно пришвидшує розвиток власної розробки. Після того як проект був написаний та відправився до аналітичних інструментів або правок, його можна перевести на складніші мови, як - от Java чи C, якщо необхідно.

На сьогоднішній день в пакетах Python налічується понад 70 000 бібліотек і їхня кількість з кожним днем все більш зростає.

Python придатний для пришвидшення копіювання програмного обладнання, тому що він просто використовується і підтримує TDD (test Driven development) для вилучення деяких компонентів програми відразу після її створення.

Однією з характерних особливостей розвитку в середовищі Python є його модуль, який надає доступ не до всіх функцій та фреймворків відразу, а ви повинні власноруч все імпортувати.

Ключові переваги Python:

- чистий синтаксис;
- портативність програм;
- стандартне розповсюдження містить багато корисних модулів;
- з легкістю вирішує задачі.
- відкритий код

Програмне забезпечення на Python створюється у форматі модулів, які можуть бути зібрані у пакетах.

TensorFlow – це друзі з мовою програмування Python, ця бібліотека розроблена з однією перевагою, вона має відкритий код, що дозволяє користувачам навчатися швидше і простіше.

Це бібліотека, за допомогою якої можна обробляти дані, створювати і тренувати моделі машинного навчання, вносити зміни до таких моделей.

TensorFlow може вчитися і відтворювати глибокі нейронні мережі, за допомогою яких можна виконувати цифр, обробляти, розрізняти та генерувати малюнки, розроблювати рекреаційні мережі, моделі від послідовності до послідовного перекладу, редагувати природні мови і дизайн процесів на основі PDE.

Завдяки цій бібліотеці віджети даних — тобто структуру, яка описує, як вони працюють через граф або певні вузли. Завдяки мові програмування Python, TensorFlow надає все для програміста та розробки його власного проекту з використанням машинного навчання.

Переваги Python:

- Простота та читабельність;
- Велика спільнота;
- Універсальність;
- Багатофункціональні бібліотеки;
- Велика кількість ресурсів;
- Портативність.

Недоліки Python:

- Виконання часових обмежень;
- Обмежена підтримка деяких технологій;
- Глобальний масток гранулювання;
- Неідеальна підтримка для мобільних додатків;
- Гетерогенність виконавчих отримань;
- Помірна підтримка декількох ядер CPU.

3.2 Обробка вхідних даних для прогнозування погоди

Саме використання даних забезпечує те, що можна буде здійснити прогноз, що він буде точним. Оброблені та підготовлені дані є запорукою того, що їх можна буде добре проаналізувати та використати великі дані, що забезпечить їх цінність. Але якщо казати про якісь стандарти щодо аналізування даних та їх дослідження, то досі такого стандарту немає. Тому кожна проектна команда має проводити такий аналіз самостійно, в залежності поставленого завдання та результату який потрібно отримати.

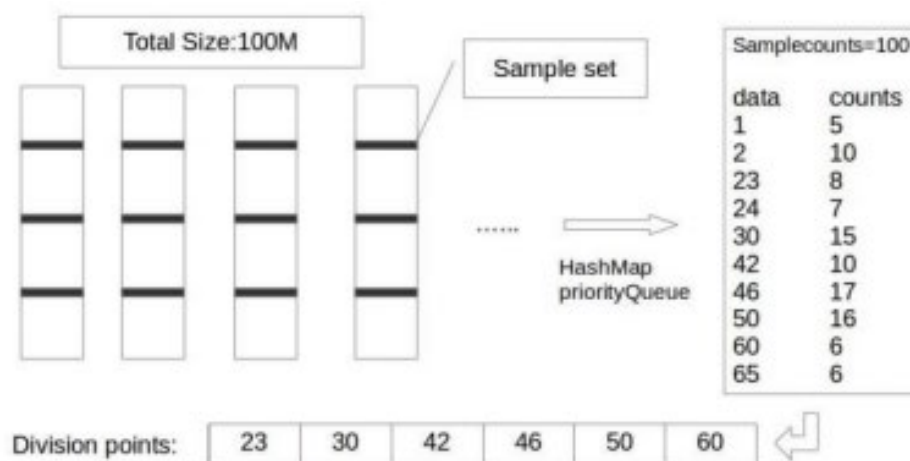


Рис. 3.1 Сортування даних

Розроблена структура повинна складатись з параметрів, які можуть описати якість великих даних, характеристики до цих параметрів якості та індексів якості. Після розбудови такої структури даних вже можна буде починати їх оцінювати та переходити до етапу прогнозування погоди.

Щоб провести такі маніпуляції над даними, їх спочатку потрібно отримати. Для того, щоб отримати такі дані для прогнозування погоди, існує два варіанти: це отримання ручним варіантом, або замір з датчиків. Ручним варіантом – це отримання даних власноручним записом всіх показників, що вимірюють погоду, що звісно викликає деякі питання, про те наскільки довго потрібно буде збирати ці дані. Другий варіант це використання спеціальних датчиків, тобто використання вже існуючих зборів даних, які можна у вільному доступі завантажити з якогось інтернет ресурсу. Такі дані збираються з різних метеостанцій, супутників і так далі. Враховуючи це можна сказати, що є впевненість в тому, що дані є правдивими і можна буде використати вибірку даних, яка забезпечить показ всіх показників, що були зібрані в минулому. А параметри, які будуть зібрані власноруч – можна вважати неточними. Тому було вирішено обрати вже готову вибірку з метеостанцій.

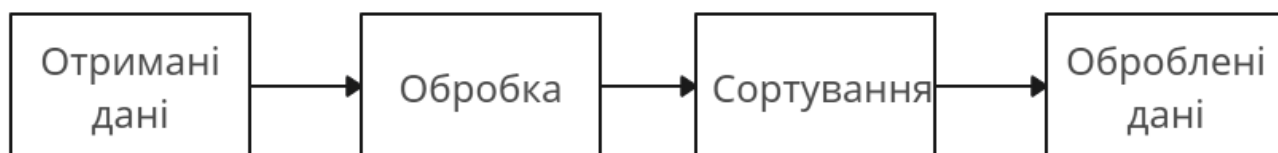


Рис. 3.2 Схема отримання оброблених даних

При використанні такого методу збору даних, можна буде сказати, що наприклад середнє арифметичне буде точно відображати стан атмосфери у певному місці на карті та у певний час.

В цілому, в напрямку прогнозування погоди поділяють збір даних за певними періодами:

- Кожну хвилину
- Кожні 10 хвилин
- Кожну годину.
- Кожні 2 години.
- Кожні 10 годин.
- Кожен день.

При зборі даних звісно краще використовувати дані, які були отримані кожну хвилину або наприклад годин, бо це зможе забезпечити точність даних у кожний період часу і прогнозування на майбутнє буде ще більш точним. Звісно опис стану погоди не завершується тільки одним показником температури, таких показників дуже багато, серед них є такі:

- Тиск
- Вологість
- Температура
- Швидкість вітру

Всі ці показники якісно показують температуру і мають дуже великий вплив на її прогнозування. Звісно з додаванням ще більшої кількості параметрів до прогнозування, воно буде ставати дедалі складнішим, але завдяки ускладненню цього процесу, буде отриманий ще більш точний результат майбутнього стану

погоди. Таким чином можна дійти до висновку, що ще кращим варіантом при прогнозуванні погоди буде вибір ще меншого періоду отримання цих показників. Краще буде оцінювати погоду за показниками, що збираються кожну секунду, бо це забезпечить ще більш точний прогноз, але дуже сильно збільшить складність прогнозування.

Також важливим аспектом прогнозування є те, як оцінювати зібрані показники погоди за радіусом збору. Бо в напрямку прогнозування наприклад, при зборі даних в дикій місцевості прийнято збирати дані в точці, яка буде характеризувати погоду в радіусі 5 км. Тому якщо брати до збору дані з великим радіусом, прогноз буде втрачати свою точність.

Тому є дуже багато питань, як збирати дані для прогнозування, де збирати. Але при детальному підході можна буде отримати найточніший результат. Метеорологи використовують датчики та збирають великі обсяги даних для того, щоб відстежувати стан навколишнього середовища для вивчення :

- Розуміння впливу глобального потепління
- Створення прогнозу погоди.
- Вивчення стихійних лих.
- Рання прогнозування про небезпечні ситуації.

Після отримання даних починається процес розподілу, сортування та доведення даних до величин, що може сприйняти звичайна людина.

Враховуючи те, що в даній роботі дані отримуються з вже відкритих джерел різних метеостанцій, процес обробки буде полягати в наступному. До них будуть використовуватись певні методи сортування великих даних. Ці дані будуть зберігатись у файлі формату «.csv», де буде оформлена загальна таблиця показників погоди починаючи з 2016 року по 2023 рік. Вона буде містити стовбці з певними показниками погоди та значеннями погоди у конкретний проміжок часу. В даній роботі використовується вибірка даних де зібрані показники за кожні 10 хвилин, що дасть змогу більш точно прогнозувати погоду на майбутнє.

3.3 Опис розробленого методу прогнозування

Реалізація методу прогнозування починається з отримання набору даних з відкритих інтернет ресурсів.

За допомогою Big data всі дані обробляються, щоб отримати табличні дані показників попереднього періоду та в режимі реального часу в форматі .csv файлу. Після цього отримані дані будуть пройдені штучним інтелектом та проаналізовані всі дані від початку зазначеного періоду, аж до кінця, або наприклад до заданого проміжку. Однією з важливих умов буде те, скільки даних отримала система. Якщо вона отримала багато попередніх даних, то прогнозування буде точнішим. Так система починає своє навчання. Модель штучного інтелекту у прогнозуванні полягає в тому, щоб використати всі дані для прорахування прогнозованого значення та порівнюючи дані з вже наявними, навчитись робити точніший прогноз. Таким чином метод машинного навчання може використовувати не одну наявну модель для прогнозування, а наприклад комбінувати різні алгоритми прогнозування.

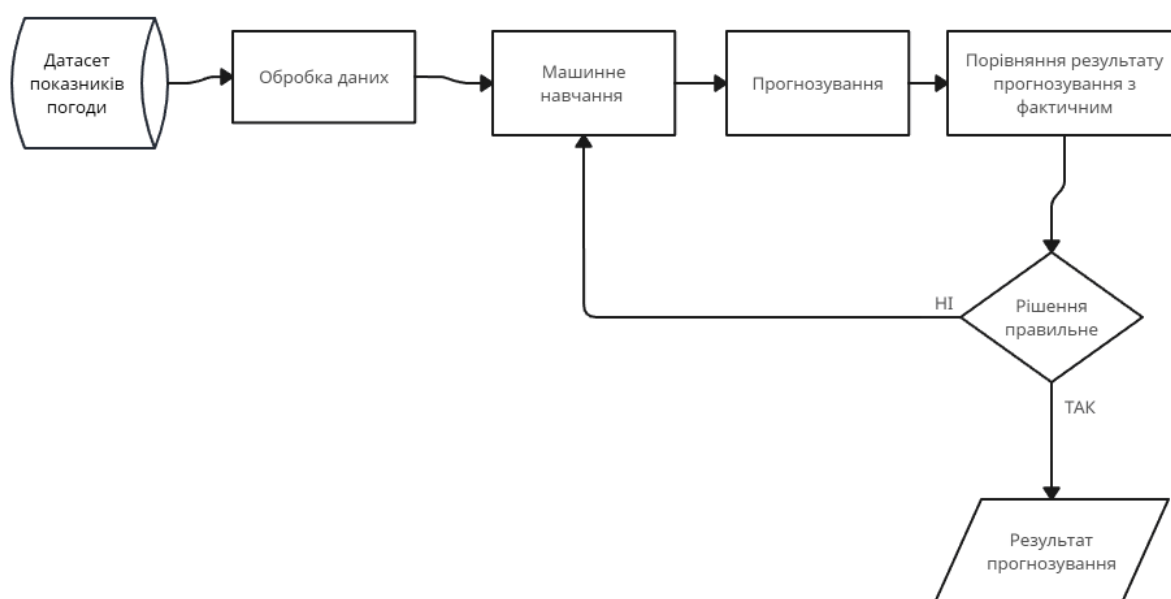


Рис. 3.3 Схема навчання методу прогнозування

Так метод машинного навчання може використовувати такі алгоритми тренування:

- Регресії.
- Випадкового лісу.
- Регресія найближчого сусіда
- Лінійної регресії.
- Глибокого навчання.

Навчання полягає в тому щоб брати перші значення та робити прогнозування на наступні значення і в кінцевому результаті навчитись прогнозувати на вже існуючих даних і мати змогу прогнозувати на майбутнє.

Наприклад, система може брати показники за два дні, робити прогноз для третього дня і якщо програма правильно склала прогноз, то алгоритм записується, як правильне рішення. Таким чином метод можна використовувати для прогнозу не тільки на дні, а навіть і на години. Він крок за кроком аналізує кожний наступний період збільшуючи свою точність у прогнозі та зменшуючи похибку.

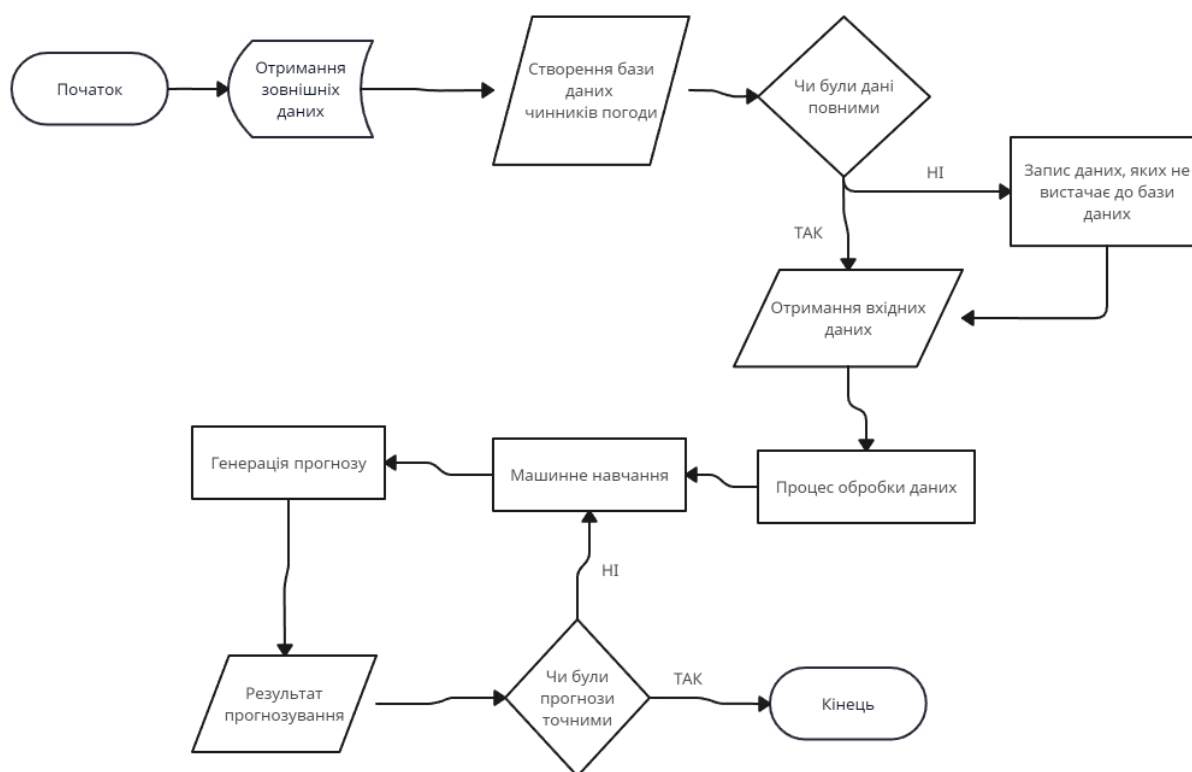


Рис. 3.4 Повний цикл методу прогнозування

Якщо існують пропуски в даних, вони будуть заповнені за принципом середнього арифметичного числа від попереднього значення та майбутнього.

Програма аналізує значення попередніх показників і створює власний прогноз. Якщо параметрів прогнозу замало, то процес навчання почнеться з базового отримання нових параметрів на кожні 2 години, за які представлені дані.

Враховуючи те, що на початку роботи дані не очищені, їх потрібно обробити та підготувати до навчання.

```

72  show_raw_visualization(df)
73
74  split_fraction = 0.715
75  train_split = int(split_fraction * int(df.shape[0]))
76  step = 6
77
78  past = 720
79  future = 72
80  learning_rate = 0.001
81  batch_size = 256
82  epochs = 5
83
84
85  def normalize(data, train_split):
86      data_mean = data[:train_split].mean(axis=0)
87      data_std = data[:train_split].std(axis=0)
88      return (data - data_mean) / data_std
89

```

Рис. 3.6 Базова обробка вхідних даних

Для того, щоб отримати прогноз з невеликою похибкою цього буде достатньо. Також при виникненні незаповнених клітинок в вибірці їх буде доповнено значенням, що складає середнє арифметичне попереднього значення та наступного. Воно буде прораховуватись за такою формулою:

$$n_i = \frac{n_{i-1} + n_{i+1}}{2} \quad (3.1)$$

Після того, як всі значення будуть заповненими починається машинне навчання. В розробленому методі перевага надається методу глибоко навчання, з його використанням можна отримати точний прогноз, але все одно результат прогнозування всього процесу навчання залежить від кожного алгоритму, який буде використовувати бібліотека TensorFlow при навчанні.

Тому можна сказати, що чим більше попередніх параметрів, тим точніше буде результат прогнозування. Всі дані, які оброблюються проходять порівняння з наступними даними для отримання прогнозу. Цей процес може бути або запрограмованим на якусь кількість кроків, або проходити в режимі реального часу.

Метод машинного навчання повинен знайти логіку в змінах наступних значень відносно попередніх і видати прогнозований параметр, але якщо параметр не буде співпадати з реальним, то алгоритм буде повторюватись до того моменту поки прогнозований параметр не набуде значення реального. Наявність вже описаних параметрів як раз і дає змогу робити правильній прогнози та відслідковувати нетипові зміни.

Якщо є порушення між прогнозованим значенням, яке отримала програма і значенням, яке буде відповідати дійсності, то можна зробити висновок, що є якісь порушення або в роботі датчиків метрологічної станції, або це може бути ознакою різкої зміни погодних явищ або виникнення нетипового катаклізму

Навчання буде проходити за заздалегідь написаною кількістю кроків – їх буде 10. При проведенні тестувань така кількість кроків показала найкращий результат точності прогнозування. За ці 10 кроків машинне навчання обробляє дані та навчається прогнозувати показники погоди, які були потрібні і за ці 10 кроків обирається найкращий варіант прогнозу, що був найточнішим.

```

Epoch 1/10
WARNING:tensorflow:From C:\Users\koval\AppData\Local\Programs\Python\Python311\Lib\site-packages\t
agged.RaggedTensorValue instead.

1171/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.1972
Epoch 1: val_loss improved from inf to 0.17439, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 31s 25ms/step - loss: 0.1971 - val_loss: 0.1744
Epoch 2/10
1172/1172 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.1221
Epoch 2: val_loss improved from 0.17439 to 0.15028, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.1221 - val_loss: 0.1503
Epoch 3/10
1171/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.1101
Epoch 3: val_loss did not improve from 0.15028
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.1100 - val_loss: 0.1517
Epoch 4/10
1170/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.1076
Epoch 4: val_loss improved from 0.15028 to 0.14907, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 30s 25ms/step - loss: 0.1075 - val_loss: 0.1491
Epoch 5/10
1172/1172 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.1033
Epoch 5: val_loss improved from 0.14907 to 0.14758, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.1033 - val_loss: 0.1476
Epoch 6/10
1170/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.1011
Epoch 6: val_loss improved from 0.14758 to 0.14662, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 30s 25ms/step - loss: 0.1010 - val_loss: 0.1466
Epoch 7/10
1171/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0992
Epoch 7: val_loss did not improve from 0.14662
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.0992 - val_loss: 0.1467
Epoch 8/10
1170/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0976
Epoch 8: val_loss improved from 0.14662 to 0.14541, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.0975 - val_loss: 0.1454
Epoch 9/10
1172/1172 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.0961
Epoch 9: val_loss improved from 0.14541 to 0.14098, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 29s 25ms/step - loss: 0.0961 - val_loss: 0.1410
Epoch 10/10
1170/1172 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0949
Epoch 10: val_loss improved from 0.14098 to 0.13492, saving model to model_checkpoint.weights.h5
1172/1172 [=====] - 30s 25ms/step - loss: 0.0948 - val_loss: 0.1349

```

Рис. 3.7 Процес навчання штучного інтелекту

Після того, як навчання буде проведене, можна буде описати потрібні дані та візуалізувати їх. Для цього за допомогою описаного коду можна буде вивести графіки прогнозування за заданими показниками погоди.

```

192 def show_plot(plot_data, delta, title):
193     labels = ["Історія", "Позначка, яким було значення", "Прогноз"]
194     marker = [".", "x", "go"]
195     time_steps = list(range(-(plot_data[0].shape[0]), 0))
196     if delta:
197         future = delta
198     else:
199         future = 0
200
201     plt.title(title)
202     for i, val in enumerate(plot_data):
203         if i:
204             plt.plot(future, plot_data[i], marker[i], markersize=10, label=labels[i])
205         else:
206             plt.plot(time_steps, plot_data[i].flatten(), marker[i], label=labels[i])
207     plt.legend()
208     plt.xlim([time_steps[0], (future + 15) * 2])
209     plt.xlabel("Проміжок часу")
210     plt.show()
211     return
212
213
214 for x, y in dataset_val.take(5):
215     show_plot(
216         [x[0][:, 1].numpy(), y[0].numpy(), model.predict(x)[0]],
217         30,
218         "Однокрокове прогнозування",
219     )

```

Рис. 3.8 Реалізація виводу графіку прогнозування

3.5 Результат ефективності прогнозування

Якщо переходити до оцінювання результатів розробки, то його можна провести за допомогою порівняння з вже існуючими та достовірними результатами прогнозування з використанням інших систем. Для порівняння було взято український сервіс прогнозування, який надає прогнози в реальному часі з використанням методу синоптичних карт.

За проведеними результатами можна сказати, що розроблена система практично йде в такій самій точності, як і звичайний метод прогнозування. Прогнозування температури за допомогою синоптичних карт показує похибку в прогнозуванні в 4.31% відносно реального прогнозу в день тестування, а розроблений метод має дещо більше похибку, але не критично – це 5.62%. Тобто можна сказати, що похибка в прогнозуванні не є критичною, але в порівнянні з звичайним методом прогнозування в розробленого методу є одна важлива перевага. Для прогнозування погоди з використанням штучного інтелекту не потрібно використовувати велику кількість даних, як для методу синоптичних карт.

Таблиця 3.1.

Порівняння результатів прогнозування

	Синоптичний прогноз	Прогноз штучного інтелекту
Відносна похибка прогнозування температури за 24 години, %	4.31%	5.62%
Відносна похибка температури за 120 годин, %	12,57%	14,23%

Продовження таблиці 3.1.

Порівняння результатів прогнозування

	Синоптичний прогноз	Прогноз штучного інтелекту
Вибірка даних, що використовується для прогнозування	З початку ХХ-го століття	З 2016 по 2023 рік

Для прогнозування методом синоптичних карт використовується база даних, яка має дані за багато десятиліть і обробляючи ці дані видає такий результат. А розроблений метод прогнозування з використанням штучного інтелекту робить прогнозування з використанням вибірки даних всього за 7 років (з 2016 по 2023), що надає велику перевагу для цього методу в порівнянні з іншими.

На рисунку 3.7 показано точковий прогноз показника температури з урахуванням реального значення, яке було в заданий проміжок часу. Сині крапки та лінія, що їх з'єднує – це записи минулих показників за параметром прогнозування, який було обрано. Червоний хрест – це значення, яке було відомо в прогнозований момент, бо тренування відбувається на вже записаній вибірці. Зелена точка – це прогноз, який надається після тренування. Маючи такий графік можна постійно дивитись за процесом тренування розробленої системи та перевіряти чи достовірні дані отримуються.

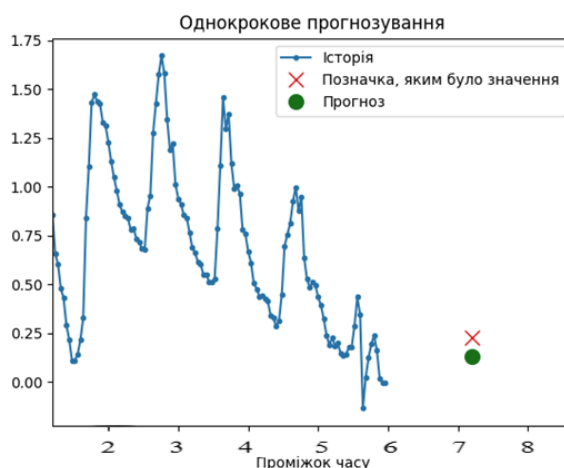


Рис. 3.9 Результат прогнозування показника температури

Такі графіки можна отримати для кожного параметру, яке описує погоду чи погодні явища, а згідно з результатом можна сказати, що прогноз є досить точним. Але звісно складно змагатись з гігантами даного напрямку, такими як «Київська метеорологічна станція», яка бере за основу велику кількість даних про погоду, ще з 1800-х років, але перевага використання штучного інтелекту в цьому випадку буде не краща точність в порівнянні з вже існуючими методами прогнозування, а можливість використання невеликого проміжку часу для навчання з метою прогнозування і не критично менша точність, якщо порівнювати з синоптичним методом.

ВИСНОВОК

В результаті виконання магістерської роботи було проведено моделювання та розробку методу прогнозування погоди та погодних явищ з використанням штучного інтелекту.

У роботі було проаналізовано та описано типи та методи сучасного прогнозування погоди та погодних явищ. Проведено розробку методу прогнозування погоди з використанням штучного інтелекту за допомогою машинного навчання.

Застосування такої технології для прогнозування погоди та погодних явищ дає змогу чітко розуміти стан навколишнього середовища в майбутньому та проводити прогнозування не використовуючи великий обсяг даних. За допомогою такого методу можна буде дізнатись не тільки прогноз погоди, а ще й скласти плани на майбутнє у великій кількості галузей де це важливо, бо їх праця має велику залежність від стану погоди. Однією з важливих переваг створеного методу, є те що завдяки ньому можна дізнаватись про погоду в певній місцевості, не використовуючи при цьому дороге обладнання для збору даних, а прогнозувати погоду з даних, які є у відкритому доступі. Великою перевагою використання штучного інтелекту в такому питанні, є те що штучний інтелект може навчатись незалежно від налаштувань системи, яка використовується, бо штучний інтелект використовує універсальні алгоритми, які будуть точно та чітко працювати на будь якій системі.

Використання штучного інтелекту в сфері прогнозування дозволяє не лише передбачати погоду, але й виявляти та передбачувати аномалії погодних явищ, що можуть виникнути внаслідок катастроф чи техногенних загроз.

Аналіз отриманих даних можна розглядати, як точну зміну майбутніх умов стану атмосфери і вивчення факторів, що впливають на навколишнє середовище. Поєднання різних методів прогнозу може призвести до значного поліпшення точності прогнозу, зменшивши похибку в порівнянні з існуючими аналогічними системами.

Було розроблено моделі прогнозів погоди, які дають можливість прогнозувати погоду за принципом штучних розумових здібностей, за допомогою методу глибокого навчання та звичайної регресійної моделі, навчання з використанням попередніх показників погоди і можливістю отримання прогнозу за короткими та тривалими періодами.

За результатами було проаналізовано моделі методу прогнозування та порівняно з вже існуючими методами прогнозування погоди, визначено їх сильні та слабкі сторони, які фактори мають великий вплив на результат прогнозування та залежність від вхідних даних.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Мікромасштабними погодніми явищами, J.S.M. Coleman, K.T. Law, in Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences, 2015 <https://www.sciencedirect.com/topics/earth-and-planetary-sciences/meteorological-phenomenon>
2. Метеорологічні надзвичайні ситуації, <https://e-kolosok.org/naukova-robotanesprijatlyvi-pohodno-klimatychni-umovy-mista-chernivtsi/>
3. Врублевська О. О. Кліматологія : підручник . упоряд.:О. О. Врублевська, Г. П. Катеруша, Л. Д. Гончарова ; МОН України ; Одес. держ. еколог. ун-т. Одеса : Екологія, 2013. С. 249–256.
4. Путренко В.В., Назаренко С.Ю. Визначення якості повітря на основі інтелектуального аналізу даних дистанційного зондування / В.В. Путренко, С.Ю. Назаренко // Математичне моделювання в економіці – 2016. –№3-4 – с.176-187.
5. Основні методи для складання прогнозів <https://energyline.com.ua/uk/tarif-elektroenerg/metodi-skladannya-prognoziv-viroblennya-energi%D1%97-ses/>
6. Методи прогнозування погоди <https://www.preservearticles.com/essay/what-are-the-methods-used-for-weather-forecasting/15385>
7. Morris R. Workshop Summary Kasparov vs. Big Blue: The Significance for Artificial Intelligence. ICGA Journal. 1997. Vol. 20.
8. Bobbie Johnson 2021, Штучний інтелект <https://uk.warbletoncouncil.org/inteligencia-artificial-2346>
9. Artificial Intelligence In Weather Makes The Case For Human Input <https://www.forbes.com/sites/rennyvandewege/2022/02/17/artificial-intelligence-in-weather-makes-the-case-for-human-input/?sh=ecc7a615c477>
10. M. Swamynathan, Mastering Machine Learning with Python in Six Steps, DOI 10.1007/978-1-4842-2866-1
11. Стаття про машинне навчання <https://aiconference.com.ua/uk/news/mashinnoe-obuchenie-prostimi-slovami-o-slognoy-tehnologii-97834>

12. Grigorov O.V., Svirgun V.P. Improving the productivity of utility cranes through optimum motion control. Soviet machine science. 1986. P.110-115
13. Stephen Russo. IBM WW Dir Cognitive City solutions and public safety «Adapting to the Changing Threat Landscape: Security vs Convenience». Матеріали конференції IT Weekend Ukraine 2017-10-09, Київ, Україна
14. Types of Machine Learning Algorithms You Should Know. URL : <https://towardssdatascience.com/types-of-machine-learning-algorithms-you-shouldknow-953a08248861>
15. Raschka S., Mirjalili V. Python Machine Learning. Livery Place: Packt Publishing Ltd, 2019. 296 с.
16. P. Kim. MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. Apress. 151 p.
17. Nikhil Ketkar. Deep Learning with Python: A Hands-on Introduction. Apress, 2017, 226 p.
18. Н. Вірт. Систематичне програмування. - М.: Світ, 1977. - С. 94-164.
19. Data Processing for Artificial Intelligence (AI) <https://www.edatamine.com/how-crucial-is-data-processing-for-machine-learning-ml-artificial-intelligence-ai/>
20. Е. Дейкстра. Нотатки з структурному програмуванню // У. Дал, Е. Дейкстра, К. Хоор. Структурне програмування. - М.: Світ, 1975. - С. 24-97
21. Khan Z, Anjum A, Kiani SL. Cloud Based Big Data Analytics for Smart Future Cities. In Proceedings of the 2013 IEEE/ACM 6th International Conference on Utility and Cloud Computing. IEEE Computer Society; 2013. pp. 381–386.
22. Batty M. Big data, smart cities and city planning. Dialogues Hum Geog. 2013;3(3):274–9
23. D. Laney, “3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety,” Application Delivery Strategies by META Group Inc., vol. 949, p. 4, 2001.
24. Horrigan, M.W. (2013), Big Data: A Perspective from the BLS, Amstat News, January 2013, 25-27.
25. Складність аналізу, <https://new.minfin.com.ua/ua/kyivstar/bigdata>

- 26.Рисунок нейрону людського мозку, <https://znai.com.ua/budova-neyrona-ta-yogo-funkc>
- 27.Paugam-Moisy H. Computing with Spiking Neuron Networks / H. PaugamMoisy, S. Bohte // Handbook of Natural Computing / H. Paugam-Moisy, S. Bohte., 2012.
- 28.Нейронні мережі та глибоке навчання
<https://evergreens.com.ua/ua/articles/neural-network.html>
- 29.Krenker A. Introduction to the Artificial Neural Networks / A. Krenker, J. Bester, A. Kos // Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications / A. Krenker, J. Bester, A. Kos., 2011.
- 30.Rajesh Bordawekar, Bob Blainey, Ruchir Puri, Analyzing Analytics. – Morgan & Claypool Publishers, 2015. – 124 - 127 p.
- 31.Kriesel D. A Brief Introduction to Neural Networks, 2007, http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks
- 32.Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. – К.: Інститут Математики НАН України, 2004. – 408с.
http://www.immsp.kiev.ua/postgraduate/Biblioteka_trudy/ShtuchnNejronMeregNester2004.pdf.
- 33.Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. – К.: Інститут Математики НАН України, 2004. – 40с.
http://www.immsp.kiev.ua/postgraduate/Biblioteka_trudy/ShtuchnNejronMeregNester2004.pdf
- 34.Зайченко Ю.В. Основи проектування інтелектуальних систем. Навчальний посібник. К: Видавничий Дім «Слово», 2004. – 352 с 119 с
- 35.Логіко-інформаційна система // / В. І. Шинкарук (гол. редкол.) та ін. — Київ : Інститут філософії імені Григорія Сковороди НАН України : Абрис, 2002. Ст.21-25.
- 36.Інформаційна система у технологіях прийняття рішень
<https://www.hitechnectar.com/blogs/intelligent-information-system/>
- 37.Intelligent information system <https://www.hitechnectar.com/blogs/intelligent-information-system/>

38. Загальні відомості про системи із штучним інтелектом
<https://library.if.ua/book/100/6874.html>
39. K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White, Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks* 2 (1989), 359–366.
40. *Machine Learning Algorithms: A reference guide to popular algorithms for data science and machine learning* / Giuseppe Bonaccorso., 2017. – 360 с.
41. Глинський Я.М. Штучний інтелект. Інтелектуальні роботи / Я.М. Глинський, В.А. Ряжська В.А. – Львів: Деол, 2002. - 168 с.
42. Siyu Wu, Jian-Qiao Sun, “Multi-stage Regression Linear Parametric Models of Room Temperature in Office Building,” *Elsevier’s Building and Environment*, 56, 2012, pp. 69–77
43. Neapolitan R. E. *Learning Bayesian networks*/ R. E. Neapolitan. – Prentice Hall Series in Artificial Intelligence, 2003. – 703 p.
44. Lam W. *Learning Bayesian belief networks. An approach based on the MDL principle* / W. Lam, F. Bacchu // *Computational intelligence*. – 2004. – №10. – P. 104–127.
45. Tsamardinos I. *The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm* / I. Tsamardinos, L. E. Brow, C. F. Alifer // *Journal of Machine Learning*. – 2006. – № 65 (1). – P. 31–78.
46. Chickering D. M. *Large-Sample Learning of Bayesian Networks is NP-Hard* / D. M. Chickering, D. Heckerman, C. Meek // *Journal of Machine Learning Research*. – 2004. – № 5. – P. 1287–1330.
47. Scutari M., *Learning Bayesian Networks with the bnlearn R* // *Journal of Statistical Software*. - 2010. - Vol. 35. - P. 1-22.
48. Jouffe L. *New search strategies for learning Bayesian networks* / Jouffe L. and Munteanu P. // *Proc. of tenth international symposium on applied stochastic models and data analysis (ASMDA 2001)*. – Compiègne (France). 12 – 15 June 2001. – Vol. 2. – P. 591-596.
49. *What is Python? Executive Summary*. Available:
<https://www.python.org/doc/essays/blurb/>

50. Sweigart Invent Your Own Computer Games with Python. - 2008-2010. - 436c.
51. McKinney, W. In Data Structures for Statistical Computing in Python, Proceedings of the 9th Python in Science Conference; IEEE, 2010; pp 56– 61.
52. Lafuente, D.; Cohen, B.; Fiorini, G.; García, A. A.; Bringas, M.; Morzan, E.; Onna, D. A Gentle Introduction to Machine Learning for Chemists: An Undergraduate Workshop Using Python Notebooks for Visualization, Data Processing, Analysis, and Modeling. *J. Chem. Educ.* 2021, 98, 2892– 2898
53. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, v45 n2 p227-248 Apr 2020.
54. Johnston, B. Google Colab | Educational & Classroom Technologies.
<https://mcgrawect.princeton.edu/tool/google-colab/>
55. Carneiro, T.; Nóbrega, R.V.M.D.; Nepomuceno, T.; Bian, G.B.; Albuquerque, V.H.C.D.; Filho, P.P.R. Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications. *IEEE Access* 2018,
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8485684>

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

(Презентація)



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ



Магістерська робота

«РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ»

Виконав: студент групи ПДМ-64, Коваленко Володимир Миколайович

Керівник: к.т.н., доц., доцент кафедри ІТ Трінтіна Наталія Альбертівна

Київ - 2024

МЕТА, ОБ'ЄКТА ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи: підвищення точності і зменшення розміру початкових даних для прогнозування погоди та погодних явищ з використанням штучного інтелекту

Об'єкт дослідження: процес прогнозування погоди

Предмет дослідження: метод прогнозування погоди та погодних явищ за допомогою штучного інтелекту

ПОРІВНЯННЯ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

Технології (методи) прогнозування	Період аналізу	Похибка прогнозування за 24 год, %	Недоліки	Переваги
Стохастичне прогнозування	1917-2016	10,2	Складність моделювання, високі вимоги до обчислювальних ресурсів	Прогнозування в екстремальних умовах та їх моделювання
Математичне прогнозування	1988-2016	7,8	Може бути неточним через обмеженість вихідних даних	Дозволяє отримати прогноз на різні часові періоди
Штучного інтелекту	2016-2023	5,7	При невеликому обсягу даних зменшується точність	Дозволяє прогнозувати з невеликим обсягом вхідних даних
Синоптичні карти	1930-2023	5,4	Залежить від даних з станцій спостереження	Графічне представлення прогнозу та глобальний огляд

3

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ МЕТОДУ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

- Основна математична формула для методу глибокого навчання має вигляд:

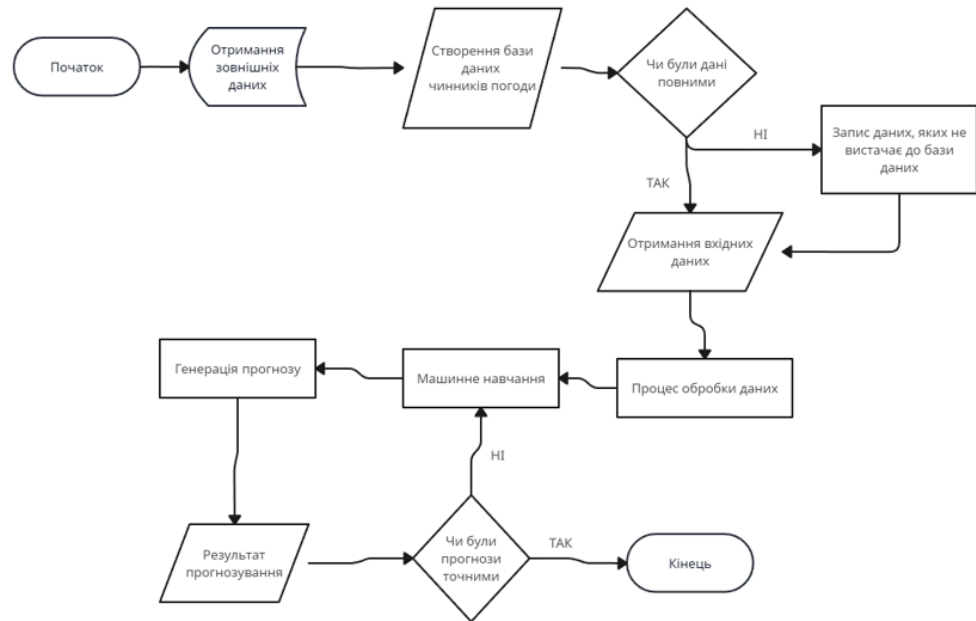
$$Z^{[i]} = A^{[i-1]} * W^i + b^i,$$

Де:

- $Z^{[i]}$ - вихідне значення (без функції активації) для і-го шару,
- $A^{[i-1]}$ - вхідне значення (або вихід з попереднього шару) для і-го шару,
- W^i - матриця ваг для і-го шару,
- b^i - вектор зсуву (біас) для і-го шару.

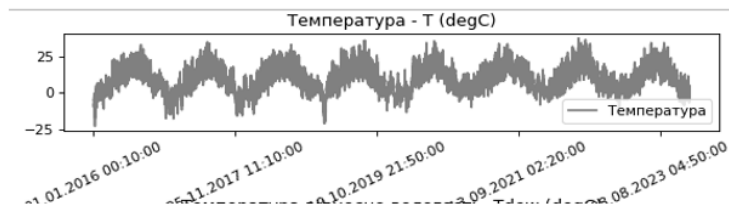
4

СХЕМА РОБОТИ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ

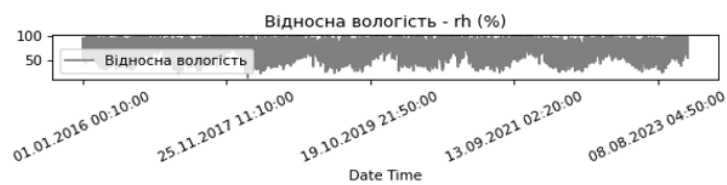


5

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ



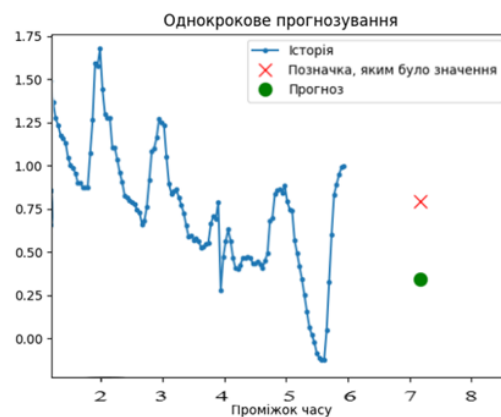
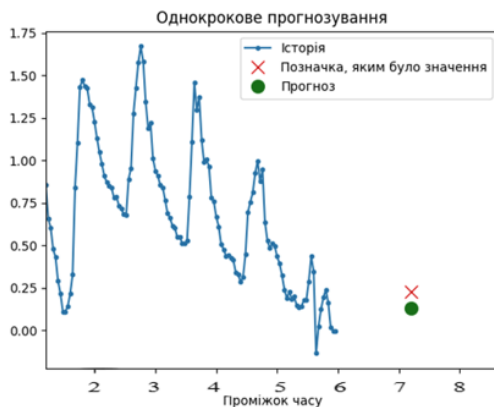
Графік зміни температури 2016-2023рр.



Графік зміни відносної вологості 2016-2023рр.

6

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ



7

РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ

	Синоптичний прогноз	Прогноз штучного інтелекту
Відносна похибка прогнозування температури за 24 години, %	4.31%	5.62%
Відносна похибка температури за 120 годин, %	12,57%	14,23%
Вибірка даних, що використовується для прогнозування	З початку XX-го століття	З 2016 по 2023 рік

8

ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано предметну область та існуючі методи прогнозування погоди.
2. Досліджено методи обробки отриманих даних, а саме збір даних про стан погодних характеристик в реальному часі та подальшому використанні цих даних з метою створення прогнозу погоди та погодних явищ за допомогою штучного інтелекту.
3. Проаналізовано алгоритми для обробки даних та прогнозування погоди а також доцільності використання штучного інтелекту в прогнозуванні.
4. Удосконалено метод прогнозування на основі штучного інтелекту, який дає меншу похибку в прогнозуванні у короткостроковий і довгостроковий період.

9

ПУБЛІКАЦІЇ ТА АПРОБАЦІЯ РОБОТИ

Тези доповідей:

1. Коваленко В.М., Трінтіна Н.А. Прогнозування погоди за допомогою штучного інтелекту // IV Науково-практична конференція «Проблеми комп'ютерної інженерії». – Київ: ДУТ, 2023 – подана до друку
2. Коваленко В.М., Трінтіна Н.А. Створення методу прогнозування погоди за допомогою штучного інтелекту // VI Міжнародна наукова конференція «Здобутки та досягнення прикладних та фундаментальних наук XXI століття». – Черкаси, 2023. – с.247-248

Стаття:

1. Трінтіна Н.А., Коваленко В.М. Прогнозування погоди за допомогою штучного інтелекту// Зв'язок. Прийнята до друку

10