

Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Факультет комп'ютерних наук та кібернетики
Кафедра дослідження операцій

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА
за спеціальністю 113 «Прикладна математика»
на тему:

**Порівняльний аналіз психічних розладів з використанням методів
машинного навчання**

студентки 4 курсу

Мирводи Софії Валентинівни

Науковий керівник:
доцент, кандидат фізико-математичних наук
Лівінська Г. В.

Робота заслухана на засіданні кафедри дослідження операцій та рекомендована до захисту в ЕК, протокол № 9 від 23 травня 2023 р.

Завідувач кафедри ДО

проф. Іксанов О. М.

Київ 2023

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи 32 сторінки, 18 ілюстрацій, 1 таблиця, 11 джерел посилань

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ. ПСИХІЧНІ РОЗЛАДИ. ПРОГНОЗУВАННЯ ДАНИХ. ARIMA. PROPHET. МАШИННЕ НАВЧАННЯ.

Об'єкт роботи: застосування методик аналізу даних та машинного навчання для дослідження та прогнозування розвитку психічних захворювань.

Мета роботи: Застосовуючи методи машинного навчання та проводячи комплексний порівняльний аналіз, ця бакалаврська робота сприяє зростанню обсягу знань у галузі досліджень психічного здоров'я та може бути використана для планування стратегій.

Інструменти розроблення: середовища розробки Google Colab. RStudio. Мови програмування Python та R; методи розроблення: Prophet і ARIMA.

Результати роботи: Проведено дослідження та порівняльний аналіз різних методів машинного навчання для прогнозування та аналізу психічних розладів.

Порівняно результати різних моделей та алгоритмів машинного навчання з метою визначення їхньої точності та ефективності. Зроблено висновки щодо можливостей та обмежень у дослідженні методів машинного навчання у психіатрії та психології.

Планується продовжити роботу над дослідженням та більш заглибитись в аналіз протягом магістратури. Також було подано тези на міжнародну

конференцію «6TH BALTIC-NORDIC CONFERENCE ON SURVEY STATISTICS», що проходить у м. Хельсінкі 21-25 серпня 2023 р.

ЗМІСТ

РЕФЕРАТ	2
ЗМІСТ	3
ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1. ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ПСИХІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ	6
1.1 Системи класифікації діагнозів	6
1.2 Основні поняття психічних захворювань	9
РОЗДІЛ 2. ЗБІР ТА ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ДАНИХ	11
2.1 Збір даних	11
2.2 Попередня обробка даних	12
РОЗДІЛ 3. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ	16
3.1 ARIMA	16
3.2 Prophet	18
3.3 Порівняння Prophet і ARIMA	19
РОЗДІЛ 4. ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНІК МАШИННОГО НАВЧАННЯ	22
4.1 Аналіз результатів	24
ВИСНОВКИ	27
ДОДАТОК А. Візуалізації динаміки захворюваності	29
ДОДАТОК Б. Декомпозиція даних	30
Таблиці	31
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	32

ВСТУП

Проблеми психічного здоров'я, також відомі як психічні розлади, мають глибокий вплив на окремих людей, громади та суспільство в цілому. Ці розлади охоплюють широкий спектр станів, які впливають на свідомість, емоції, поведінку та загальне психічне благополуччя. Розуміння та ефективне лікування цих діагнозів є важливою сферою досліджень і практики в галузі психічного здоров'я.

Вивчення та порівняльний аналіз поширеності психічних розладів відіграють вирішальну роль у поглибленні наших знань і покращенні діагностики та лікування цих станів. Порівняльний аналіз передбачає одночасне вивчення кількох розладів, щоб визначити спільні риси, відмінності та закономірності в різних демографічних групах.

В останні роки застосування методів машинного навчання в галузі досліджень психічного здоров'я привернуло значну увагу. Машинне навчання, підгалузь штучного інтелекту, передбачає розробку алгоритмів і моделей, які дозволяють комп'ютерам вивчати та аналізувати складні шаблони даних. Ці методи мають потенціал для виявлення цінної інформації з великих наборів даних, дозволяючи глибше зрозуміти проблему та сприяючи прийняттю рішень на основі доказів.

Ця робота спрямована на дослідження застосування методів машинного навчання для порівняльного аналізу поширеності психічних розладів. Зокрема,

він зосереджений на використанні таких моделей, як Prophet і SARIMA, щоб отримати уявлення про поширеність, моделі та динаміку різних психічних розладів, включаючи біполярний розлад, розлади спектру аутизму, розлади харчування, ідіопатичну інтелектуальну недостатність, тривожні розлади, увагу - синдром дефіциту/гіперактивності, розлад поведінки, шизофренія та депресивні розлади.

Проводячи порівняльний аналіз, ми прагнемо визначити спільні риси та відмінності між цими розладами, підкреслити рівень їх поширеності та виявити відмінні моделі, пов'язані з кожним розладом. Результати цього дослідження мають важливе значення для покращення нашого розуміння психічних розладів, підвищення точності діагностики та розробки цільових втручань для ефективного лікування та лікування.

Дипломна робота складається з кількох розділів, включаючи збір і попередню обробку даних, методи машинного навчання, методологію порівняльного аналізу та аналіз результатів. У кожному розділі будуть описані конкретні кроки та методи, використані для проведення дослідження. Результати та наслідки, отримані в результаті аналізу, будуть обговорені, після чого буде зроблено висновок, який узагальнює ключові висновки та окреслює потенційні шляхи для майбутніх досліджень.

РОЗДІЛ 1. ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ПСИХІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Цей розділ має на меті надати розуміння двох основних аспектів психічних розладів: системи класифікації та основні поняття, які ми будемо використовувати в подальшому дослідженні.

1.1 Системи класифікації діагнозів

У сфері психічного здоров'я системи класифікації діагнозів відіграють важливу роль в організації та категоризації психічних розладів. Ці системи забезпечують стандартизовану основу для ідентифікації, класифікації та діагностики різних порушень. Вони служать основними інструментами для клініцистів, дослідників і урядовців у розумінні та вирішенні проблем пов'язаних з психічним здоров'ям.

Дві найвідоміші системи діагностичної класифікації - це Діагностичний і статистичний посібник з психічних розладів (DSM) і Міжнародна класифікація хвороб (ICD). Розглянемо кожен з цих систем докладніше:

1. Діагностичний і статистичний посібник із психічних розладів (DSM):
 - a. опублікований Американською психіатричною асоціацією, і наразі існує вже п'яте видання (DSM-5). Він широко використовується в Північній Америці, а також є впливовим у всьому світі.
 - b. забезпечує комплексний і стандартизований підхід до діагностики психічних розладів. Він пропонує діагностичні критерії, описи та рекомендації для широкого спектру психічних захворювань.

- c. запроваджує розмірний підхід, який враховує тяжкість симптомів і порушення на додаток до категоричних діагнозів. Він підкреслює біопсихосоціальну перспективу, визнаючи вплив біологічних, психологічних і соціальних факторів на психічне здоров'я.
- d. регулярно оновлюється, щоб включити нові результати досліджень і досягнення в цій галузі. Останнє видання дає більш детальне розуміння психічних розладів і відображає більш комплексний підхід до діагностики[1].

2. Міжнародна класифікація хвороб (ICD):

- a. опублікована Всесвітньою організацією охорони здоров'я (ВООЗ) і широко використовується для класифікації захворювань і станів здоров'я в усьому світі, включаючи психічні розлади.
- b. ICD-11 є найновішою версією та буде впроваджено найближчим часом. ICD класифікує психічні розлади в ширшій системі станів здоров'я, сприяючи повному розумінню психічного здоров'я у зв'язку з фізичним здоров'ям.
- c. ICD містить діагностичні критерії, коди та рекомендації щодо різних психічних розладів. Вона спрямована на забезпечення послідовності в діагностиці та звітності про психічні розлади в усьому світі.
- d. Система ICD враховує контекст і соціальні фактори, що впливають на психічне здоров'я, наголошуючи на необхідності цілісного підходу до оцінки та лікування[2].

I DSM, і ICD є цінними ресурсами в галузі психічного здоров'я. Вони пропонують стандартизовані критерії для діагностики психічних розладів, забезпечуючи послідовність і полегшуючи спілкування між медичними працівниками, дослідниками та політиками. Ці системи класифікації забезпечують спільну мову та структуру для розуміння складності психічних розладів, уможливлуючи точну діагностику, планування лікування та дослідження.

Важливо відзначити, що ці системи діагностичної класифікації підлягають постійному перегляду та вдосконаленню в міру розвитку досліджень і розвитку нашого розуміння психічних розладів. Очікується, що майбутні випуски включатимуть досягнення в генетиці, нейронауці та інших галузях, щоб забезпечувати ще більш точні та індивідуальні діагнози.

Дотримуючись цих систем діагностичної класифікації, професіонали в галузі психічного здоров'я можуть покращити свою здатність ідентифікувати та ефективно лікувати психічні розлади. Ці системи також служать основою для подальших досліджень, уможливлуючи накопичення знань і розробку науково обґрунтованих втручань для покращення життя осіб, уражених психічними розладами.

1.2 Основні поняття психічних захворювань

Біполярний афективний розлад (БАР) – раніше відомий як маніакально-депресивний психоз, характеризується різкими змінами в настрої, поведінці та енергійності. Люди з цим діагнозом переживають епізоди манії (ознаками є

підвищений настрій, висока продуктивність та імпульсивна поведінка) та депресії (ознаками є смуток, постійна втома, відсутність інтересу в заняттях, що приносять задоволення). [1]

Розлади аутистичного спектру (РАС) – спричинений нетиповим нейророзвитком людини, викликає труднощі з спілкуванням, соціальною взаємодією та повторювальною поведінку. РАС включає в себе великий діапазон діагнозів, включають аутизм, синдром Аспергера, первазивний розлад розвитку, тощо.[1]

Розлади харчової поведінки – це психічні захворювання, пов'язані з порушенням харчової поведінки та викривленим сприйняттям форми чи ваги власного тіла. До цієї групи входять такі діагнози, як нервова анорексія (різке обмеження їжі), нервова булімія (повторювальні епізоди переїдання з подальшою компенсаторною поведінкою), компульсивне переїдання.[1]

Порушення інтелектуального розвитку – обмеження у когнітивному функціонування та адаптивній поведінці, які виникають протягом періоду розвитку. Причина якого невідома, або не пов'язана з будь-яким конкретним захворюванням чи генетичним синдромом.[1]

Тривожні розлади – характеризуються надмірним занепокоєнням та страхом, мають значний вплив на повсякденне функціонування та якість життя. Поширені діагнози включають в себе генералізований тривожний розлад, панічний розлад, специфічні фобії, соціальний тривожний розлад і obsесивно-компульсивний розлад.[1]

Синдром дефіциту уваги/гіперактивність (СДУГ) – розлад нервової системи, що характеризується стійкими моделями неуважності, гіперактивності та імпульсивності, які можуть суттєво вплинути на академічне, професійне і соціальне функціонування. СДУГ діагностується в дитинстві, але може зберігатися і в дорослому віці.[1]

Шизофренія – хронічне та важке психічне захворювання, проявами якого є порушення мислення, сприйняття, емоцій і поведінки. У людей з цим діагнозом можуть виникати галюцинації, марення, дезорганізована мова та порушення соціального функціонування.[1]

Депресивні розлади – характеризуються постійним почуттям смутку, втратою інтересу чи задоволення, змінами апетиту чи режиму сну, зниженням енергії та концентрації. [1]

Наркологічні розлади – поведінкові, психічні, соматичні розлади, що виникають внаслідок повторюваного і надмірного вживання наркотичних речовин або алкоголю.[1]

РОЗДІЛ 2. ЗБІР ТА ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ДАНИХ

Аналіз розподілу психічних розладів з метою порівняння потреби надійних і вичерпних даних.

2.1 Збір даних

Для цього дослідження ми використали базу даних Global Burden of Disease (GBD) [3]. Наразі це єдине джерело, яке дає оцінки глобального рівня в більшості країн щодо поширеності захворювань, включно з психічними розладами, які ми і використовуємо для нашого аналізу. Однак, GBD визнає наявність явних прогалин у даних про поширеність психічних захворювань в усьому світі. Незважаючи на те, що ця проблема займає п'яте місце за кількістю захворювань на глобальному рівні (і входить до трійки лідерів у багатьох країнах), детальні дані часто відсутні. Особливо це стосується країн з низьким рівнем доходу. GBD зазначає, що низка епідеміологічних досліджень, які вони використовують для глобальних і національних оцінок, нерівномірно розподіляється між розладами, віковими групами, країнами та епідеміологічними параметрами.

Щоб забезпечити цілеспрямований аналіз, в аналіз були включені такі розлади: біполярний розлад, розлади спектру аутизму, розлади харчування, ідіопатична інтелектуальна недостатність, тривожні розлади, синдром дефіциту уваги/гіперактивність, вживання речовин, шизофренія та депресивні розлади. GBD надає показники, пов'язані з психічними розладами, включаючи рівень

поширеності. Ці показники виражаються у відсотках, що дозволяє проводити стандартизоване порівняння різних захворювань. Розглядаючи поширеність, ми прагнемо охопити різні аспекти негативних наслідків та впливу кожного розладу.

Аналіз охоплює період з 1990 по 2019 роки, беручи дані за три десятиліття. Такий часовий проміжок дозволить досліджувати тенденції та зміни поширеності психічних розладів з часом. Просторове покриття охоплює різні рівні, включаючи суперрегіони GBD, регіони, країни, вибрані субнаціональні одиниці та спеціальні регіони, такі як регіони ВООЗ і рівні доходу Світового банку. Подібне повне просторове охоплення дозволяє проводити порівняння в різних географічних масштабах, сприяючи більш тонкому розумінню порівняльного аналізу.

2.2 Попередня обробка даних

Попередня обробка даних є важливим кроком, оскільки вона передбачає підготовку необроблених даних для подальшого аналізу та моделювання. Цей процес допомагає переконатися, що дані мають відповідний формат, якість і структуру для отримання точних і значимих результатів. Ось основні етапи попередньої обробки[4]:

1. Збір даних: цей крок був описаний в попередньому підрозділі.
2. Очищення даних: дуже важливо усунути будь-які невідповідності, помилки, або відсутні значення. Це включає видалення повторюваних записів, виправлення помилок у введенні даних і введення відсутніх

значень за допомогою відповідних методів, наприклад, введення середнього значення.

3. Інтеграція даних: у деяких випадках дані можуть бути отримані з різних джерел, що передбачає об'єднання та злиття цих різних наборів даних для аналізу. Цей крок гарантує, що всі відповідні точки включені та можуть бути проаналізовані разом.
4. Перетворення даних може знадобитися для нормалізації змінних, усунення нерівності, або відповідності припущенням вибраних методів машинного навчання. Загальні перетворення включають логарифмічні перетворення, масштабування або стандартизацію змінних.
5. Вибір ознак передбачає ідентифікацію та вибір найбільш відповідних та інформативних змінних для аналізу. Цей крок допомагає зменшити розмірність, покращити продуктивність моделі, та усунути зайві або невідповідні функції. Для вибору ознак можна використовувати такі методи, як кореляційний аналіз, важливість ознак або поетапна регресія
6. Розподіл даних: важливо розділити дані на навчальний та тестовий набори. Навчальний набір використовується для побудови моделей машинного навчання, тоді як набір для тестування використовується для оцінки продуктивності моделі та здатності до узагальнення. Методи перехресної перевірки також можуть бути використані для забезпечення надійності та уникнення перенавчання.

7. Обробка незбалансованих даних: у деяких випадках дані можуть бути незбалансованими, тобто категорії цільової змінної представлені неоднаково. Для усунення дисбалансу класів можна застосувати такі методи, як надмірна вибірка (oversampling) або недостатня вибірка (undersampling).

	measure	location	sex	age	cause	metric	year	val	upper	lower
0	Prevalence	Central Asia	Both	All ages	Bipolar disorder	Number	1990	322785.887918	409839.771555	247409.758039
1	Prevalence	Central Asia	Both	All ages	Bipolar disorder	Percent	1990	0.004914	0.006247	0.003758
2	Prevalence	Central Asia	Both	All ages	Bipolar disorder	Rate	1990	466.007696	591.687849	357.186778
3	Prevalence	Central Asia	Both	All ages	Bipolar disorder	Number	1991	326533.221993	413913.850445	250319.136582
4	Prevalence	Central Asia	Both	All ages	Bipolar disorder	Percent	1991	0.004915	0.006237	0.003754

Рисунок 1. Початковий вигляд даних

У ході попередньої обробки даних була виконана ретельна вибірка стовпців, необхідних для подальшого порівняльного аналізу. На початковому етапі роботи були розглянуті результати виклику команди `data.head()`, які можна спостерігати на Рис. 1. З метою упорядкування даних було прийнято рішення відкинути стовпці 'measure', 'sex' та 'age', оскільки вони мають однакові значення для всіх рядків.

Наступним кроком було відбирання лише тих рядків, де стовпець 'metric' має значення, що вимірюється у відсотках. Це сприятиме подальшому узгодженому аналізу та порівнянню відповідних даних.

Остаточним кроком обробки даних було перетворення значень стовпців 'val', 'upper' та 'lower' у відсотковий формат шляхом множення на 100. Цей крок дозволить зручніше виконувати порівняння та аналіз числових характеристик.

Результат попередньої обробки можна побачити на Рис. 2. На даному зображенні відображені дані, що пройшли вищезгадану обробку, яка включала відкидання непотрібних стовпців та перетворення числових значень відповідних стовпців у відсотковий формат.

	location	cause	year	val	upper	lower
1	Central Asia	Bipolar disorder	1990	0.491352	0.624703	0.375794
4	Central Asia	Bipolar disorder	1991	0.491464	0.623661	0.375405
7	Central Asia	Bipolar disorder	1992	0.491862	0.623428	0.375766
10	Central Asia	Bipolar disorder	1993	0.492494	0.623542	0.376816
13	Central Asia	Bipolar disorder	1994	0.493570	0.625474	0.377986

Рисунок 2. Дані після обробки

РОЗДІЛ 3. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

У цьому дослідженні ми використовуємо дві відомі моделі прогнозування часових рядів – ARIMA і Prophet, щоб проаналізувати та передбачити поведінку заданого набору даних. Комбінація цих моделей дозволяє нам охопити тенденцію та сезонність у даних, забезпечуючи повне розуміння основної динаміки.

3.1 ARIMA

Модель ARIMA[10](авторегресійне інтегроване рухоме середнє) – добре відома модель прогнозування часових рядів, яка фіксує сезонність і часові залежності в даних[5]. Модель включає в себе декілька компонентів[6]:

1. Компонент авторегресії(AR) – фіксує зв'язок між спостереженням і певною кількістю попередніх спостережень (значень ЧР), моделює залежність поточного значення від минулих значень та виражається

$$y(t) = c + \varphi_1 y(t - 1) + \varphi_2 y(t - 2) + \dots + \varphi_p y(tp) + \varepsilon(t) \quad (1)$$

Де:

$y(t)$ представляє спостережуване значення в момент часу t ,

c – константа,

$\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ — коефіцієнти авторегресії, що відповідають спостереженням із запізненням у момент часу $t - 1, t - 2, \dots, tp$ відповідно,

$\varepsilon(t)$ — похибка, яка враховує будь-яку не пояснену мінливість, що залишилася.

2. Компонент рухомого середнього (МА) – фіксує залежність між спостереженням і залишковими помилками попередніх спостережень. Він моделює помилки або випадковий шум в часовому ряді. Виражається рівнянням:

$$y(t) = \mu + \varepsilon(t) + \theta_1\varepsilon(t-1) + \theta_2\varepsilon(t-2) + \dots + \theta_p\varepsilon(t-p) \quad (2)$$

Де:

μ - середнє значення часового ряду,

$\varepsilon(t)$ - представляє помилку в момент часу t ,

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ - коефіцієнти рухомого середнього, що відповідають залишковим помилкам у момент часу $t-1, t-2, \dots, t-p$ відповідно.

3. Компонент диференціювання(I) – враховує різницю часових рядів для досягнення стаціонарності. Задається рівнянням:

$$y(t) - y(t-d) = \varepsilon(t) \quad (3)$$

Де:

d - порядок диференціювання необхідний для досягнення стаціонарності

3.2 Prophet

Модель Prophet[7] – потужна модель для прогнозування часових рядів розроблена Core Data Science командою Facebook. Модель включає компоненти трендів і сезонності разом із додатковими функціями, такими як ефект свят і

виявлення точок змін, та здатна обробляти нелінійні тенденції та викиди, що робить її придатною для аналізу даних про психічні розділи.

Prophet передбачає адитивну композицію часових рядів, що складається з тенденції, сезонності та свят. Можна представити у вигляді наступного рівняння:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (5)$$

Компонент тренду $g(t)$ моделює неперіодичні зміни в часовому ряді та представляє довгострокову поведінку. Prophet моделює тренд як кусково-лінійну функцію, враховуючи темпи зростання. Тенденція моделюється за допомогою комбінації рядів Фур'є та алгоритмів виявлення точок зміни для фіксації як плавних так і різких змін. Компонент сезонності $s(t)$ фіксує періодичні закономірності в даних (тижнева і річна сезонності). Компонент свят $h(t)$ враховує вплив свят або певних подій на дані. Prophet дозволяє включати відомі свята та спеціальні події надаючи можливість моделювати їхній вплив на дані. Цей компонент покращує здатність моделі фіксувати додаткові варіації та нерегулярності в часових рядах. Компонент похибки ε_t враховує незвичні зміни. Використовуючи ймовірнісну структуру модель кількісно визначає невизначеність і забезпечує довірчі інтервали для прогнозів. Ця методика оцінки забезпечує надійність і гнучкість у визначенні базових закономірностей та мінливості даних.

3.3 Порівняння Prophet і ARIMA

Порівняння Prophet і ARIMA може допомогти дослідникам визначити найбільш прийнятну модель для їх конкретного аналізу. Вибираючи між двома моделями, слід враховувати кілька ключових моментів:

Складність: Prophet пропонує більш зручний та інтуїтивно зрозумілий підхід до прогнозування часових рядів [7]. Її реалізація є простою та вимагає мінімального налаштування параметрів, що робить її доступним для користувачів з обмеженими технічними знаннями. Проте, ARIMA вимагає глибшого розуміння аналізу часових рядів і статистичних концепцій [6]. Визначення відповідних параметрів AR, MA та порядку диференціювання часто вимагає аналізу графіків ACF та PACF. ARIMA більше підходить для користувачів із більшим досвідом моделювання часових рядів, оскільки для досягнення оптимальної результативності може знадобитися більше часу та зусиль [5].

Шаблони даних: Вибір між Prophet і ARIMA залежить від характеристик шаблонів даних. Prophet відмінно справляється зі фіксацією нелінійних тенденцій у даних [7]. Вона може впоратися з різкими змінами, сезонністю та різними тенденціями, використовуючи гнучку систему моделювання на основі регресії. ARIMA, з іншого боку, спеціально розроблена для моделювання та прогнозування даних часових рядів із сезонними моделями та часовими залежностями [6]. Вона особливо ефективно, коли дані демонструють регулярні сезонні коливання.

Обробка тренду: Prophet має гнучкий компонент тренду, який може захоплювати неперіодичні зміни в часовому ряді. Вона використовує лінійну або логістичну функцію з частковими кусково-лінійними регіонами для моделювання тренду. ARIMA може враховувати тренд за допомогою авторегресійного (AR) компоненту. Проте, моделювання тренду Prophet є більш гнучким, і для захоплення складних або нелінійних трендів можуть знадобитися додаткові перетворення чи розширення моделі.

Обробка викидів: у Prophet є вбудовані механізми для обробки викидів у часових рядах. Вона може автоматично виявляти та враховувати викиди під час моделювання. ARIMA може бути чутливою до викидів, і їх присутність може вплинути на оцінку параметрів та точність прогнозування. Для ефективної обробки викидів можуть знадобитися додаткові обробка даних або техніки виявлення викидів [6].

Гнучкість: Prophet пропонує високу гнучкість у обробці викидів і точок зміни [7]. Вона може автоматично виявляти різкі зміни в даних і адаптуватися до них, що робить її придатною для динамічних наборів даних, що розвиваються. ARIMA, однак, вимагає ручного вибору модельних порядків і, можливо, знадобиться коригування для обробки викидів і аномалій. Це вимагає ретельного розгляду параметрів моделі та діагностичних перевірок для забезпечення надійності моделі.

Вибір Prophet або ARIMA залежить від конкретних вимог до аналізу та характеру даних. Важливо враховувати складність моделей, наявність

нелінійних або сезонних закономірностей, потребу в інтерпретації та гнучкість, необхідну для обробки викидів і точок зміни. Бажано поекспериментувати з обома моделями та оцінити їх ефективність за допомогою відповідних показників і методів перевірки, щоб зробити усвідомлений вибір.

РОЗДІЛ 4. ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНІК МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У даному розділі буде проведено аналіз поширеності депресивних розладів на глобальному рівні та в Америці з метою передбачення майбутніх тенденцій у кількості осіб, хворих на депресію. Для досягнення цієї мети будуть використані дві моделі прогнозування: SARIMA та Prophet. Шляхом порівняння результатів, отриманих з цих моделей, планується отримати уявлення про закономірності поширеності депресії та зробити обґрунтовані прогнози для поліпшення планування та втручання у сфері психічного здоров'я.

За останні 30 років кількість населення, що страждає від депресії, коливалась у проміжку від 2% до 6% (див. А.8). Однак аналіз цієї кількості протягом останнього часу викликав багато труднощів [8]. Доступні дані свідчать

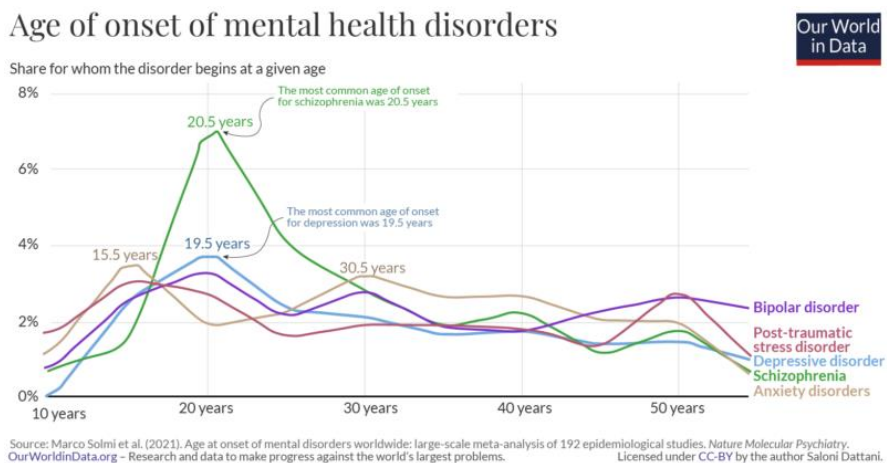


Рисунок 3. Типовий вік розвитку психічних розладів[9]

про те, що найчастіше люди вперше зіштовхуються з депресією приблизно у віці 19 років [8]. Однак більшість пацієнтів виявляють цей розлад значно пізніше. За результатами мета-аналізу, середній вік діагностування депресії становить близько 31 року, тоді як 25% осіб переживають її вперше після 46-річного віку.

Також існують значні вікові відмінності у початку прояву депресії, що проілюстровані на рисунку 3.



Рисунок 4. Поширеність депресивних розладів у світі

Для аналізу було обрано регіон північної Америки, оскільки він є лідером за кількістю діагнозів депресії в світі. На рисунку 5 показана динаміка розвитку депресивних розладів у цьому регіоні. Зважаючи на відсутність даних після 2019 року та складність проведення подібних досліджень, застосування методик прогнозування буде корисним для розуміння тенденції поширення цього захворювання та розробки стратегій управління ним.

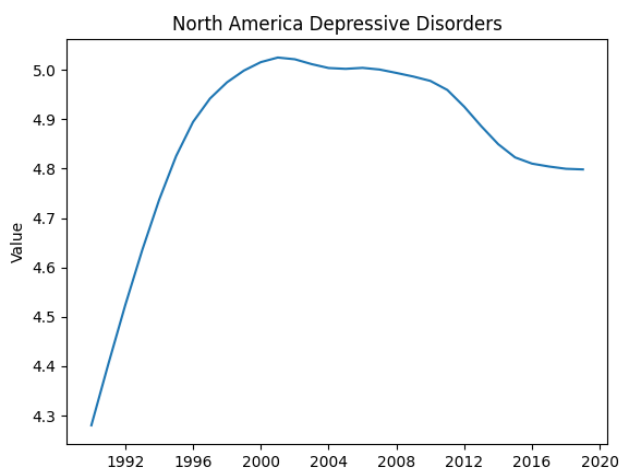


Рисунок 5. Динаміка розвитку психічних захворювань в Північній Америці

4.1 Аналіз результатів

У цьому розділі презентуються ключові результати, висновки та практичні наслідки, отримані в результаті аналізу.

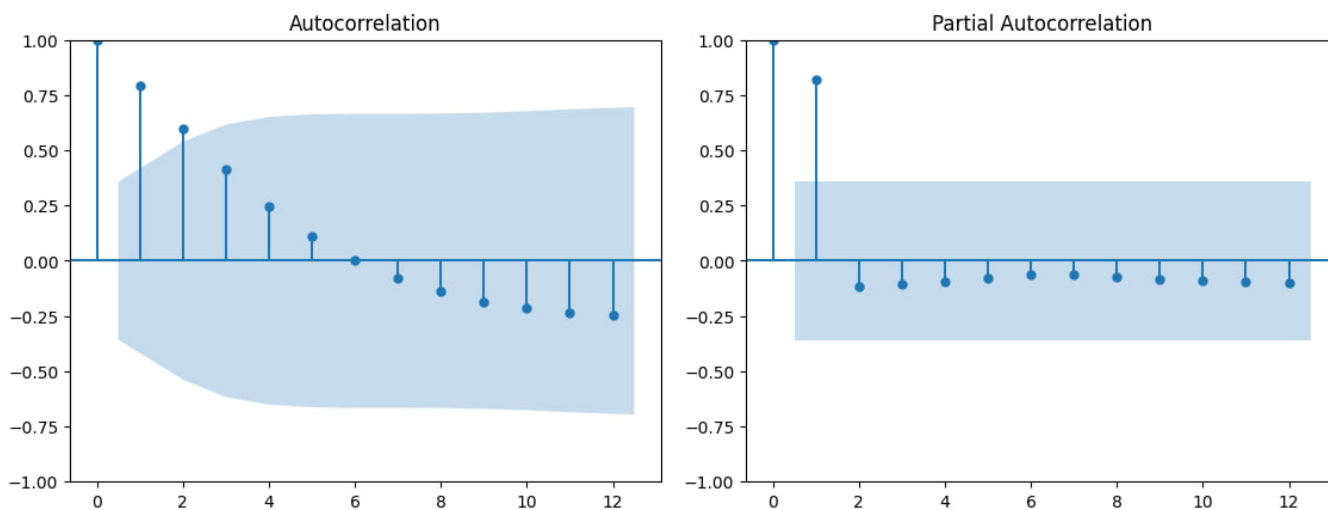


Рисунок 6. аа корелограма, бб частинна корелограма

Побудувавши корелограму та частинна корелограму можна помітити, що присутній виражений тренд(рис. 6а), тому варто продиференціювати і параметр моделі ARIMA $d=1$. Частинна корелограма показує один значущий лаг, отже, параметр авторегресії цієї моделі дорівнює $p=1$.

Порівняльний аналіз виявив цікаві схожості та відмінності між моделями Prophet(Рис. 7) та ARIMA(Рис. 8) у прогнозуванні патернів психічних розладів.

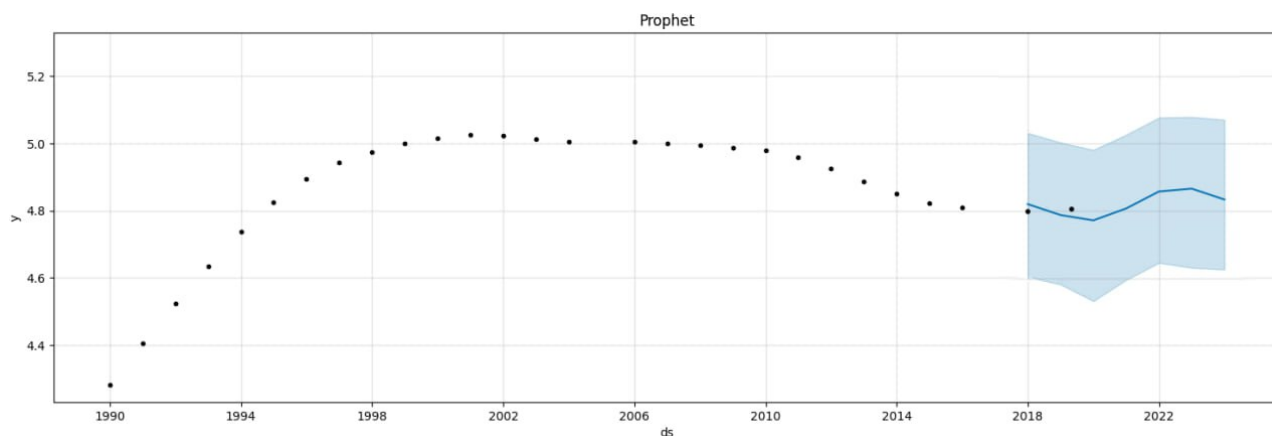


Рисунок 7 Результати прогнозування за допомогою моделі Prophet

Точність прогнозування: Моделі оцінювалися з урахуванням показників точності прогнозування, таких як середня абсолютна помилка (MAE). Результати свідчать про те, що як модель SARIMA, так і модель Prophet показали достатньо точні прогнози. Однак, відносна продуктивність може варіювати залежно від конкретного розладу, набору даних та горизонту прогнозування.

1. Урахування сезонності: Модель ARIMA відзначається здатністю ефективно урахувувати сезонні патерни, що властиві психічним розладам.

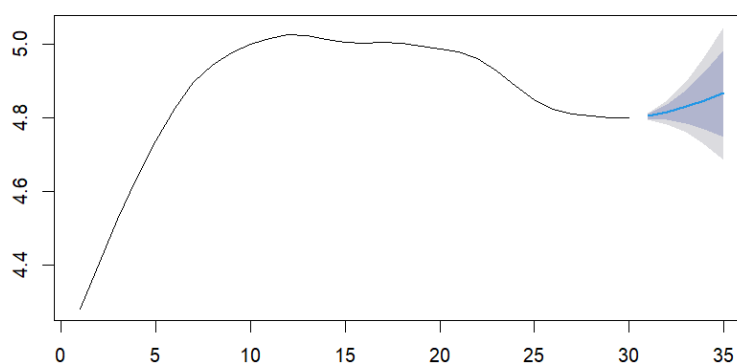


Рисунок 8. Результати прогнозування за допомогою моделі ARIMA

Її можливість враховувати сезонний компонент, включаючи тренди, що повторюються з регулярністю, надає цінну інформацію про циклічні зміни поширеності розладу. З іншого боку, гнучкість моделі Prophet у роботі з

нелінійними трендами та виявленні неправильних патернів дозволяє ефективно моделювати складні тимчасові динаміки розладів.

2. Інтерпретованість та пояснювальність: Перевагою моделі Prophet є її інтерпретованість та пояснювальна здатність. Модель надає чіткі візуалізації трендів, сезонності та нестійкості прогнозу, що сприяє зручній комунікації та прийняттю рішень. Модель ARIMA, хоча менш візуально інтуїтивна, надає статистичні висновки та тестування гіпотез, що дозволяє здійснювати більш глибокий аналіз та інтерпретацію.
3. Обробка викидів та аномалій: Обидві моделі демонструють здатність обробляти викиди та аномалії до певної міри. За рахунок гнучкості моделі Prophet, вона стійка до викидів і може врахувати раптові зміни трендів або зсуви у патернах. Модель ARIMA, хоча менш автоматизована щодо виявлення викидів, може бути налаштована та адаптована для вирішення проблем, пов'язаних з викидами, шляхом відповідного специфікування моделі.

ВИСНОВКИ

У рамках дипломної роботи було проведено порівняльний аналіз психічних розладів з використанням методів машинного навчання. Робота складалась з чотирьох основних розділів, які охоплювали введення в основні поняття психічних захворювань, збір та попередню обробку даних, порівняльний аналіз моделей для прогнозування часових рядів та застосування технік машинного навчання. Основні висновки, отримані в ході дослідження:

Було визначено, що системи класифікації діагнозів є важливим інструментом для стандартизації та класифікації психічних захворювань. Вони надають основу для однозначної ідентифікації та категоризації різних розладів.

Вивчення основних понять психічних захворювань дозволило зрозуміти сутність різних розладів, їх симптоми та можливі причини. Це стало основою для подальшого аналізу та прогнозування психічних захворювань.

Процес збору даних був важливим етапом дослідження, оскільки якісні та достовірні дані є необхідною передумовою для проведення аналізу та моделювання психічних розладів. Застосування попередньої обробки даних допомогло у видаленні шумів, нормалізації даних та підготовці їх для подальшого аналізу.

Порівняльний аналіз моделей ARIMA та Prophet показав їх ефективність у прогнозуванні часових рядів психічних розладів. Обидві моделі дали добрі результати, проте кожна з них має свої переваги та обмеження. ARIMA показала себе як потужний інструмент для моделювання складних сезонних залежностей,

тоді як Prophet виявився простим у використанні та здатним працювати зі складними шаблонами даних.

Аналіз результатів показав, що застосування методів машинного навчання в дослідженні психічних розладів є обіцяючим напрямком. Вони можуть сприяти покращенню діагностики, прогнозування та плануванню втручань у сфері психічного здоров'я.

На основі проведеного порівняльного аналізу та застосування методів машинного навчання, можна зробити висновок, що ці техніки є корисними та ефективними інструментами для розуміння стану психічних розладів у світі. Вони допомагають виявляти складні закономірності, прогнозувати майбутні тенденції та вдосконалювати стратегії управління психічним здоров'ям. Дані дослідження вказують на необхідність подальшого розвитку та застосування методів машинного навчання в сфері психічного здоров'я з метою поліпшення діагностики та лікування психічних розладів.

ДОДАТОК А. Візуалізації динаміки розвитку захворювань по регіонах

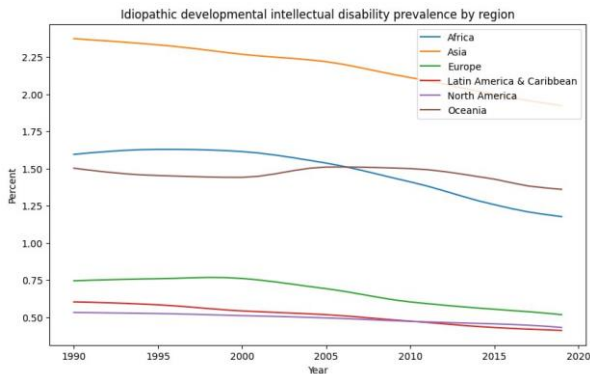


Рис.А.1

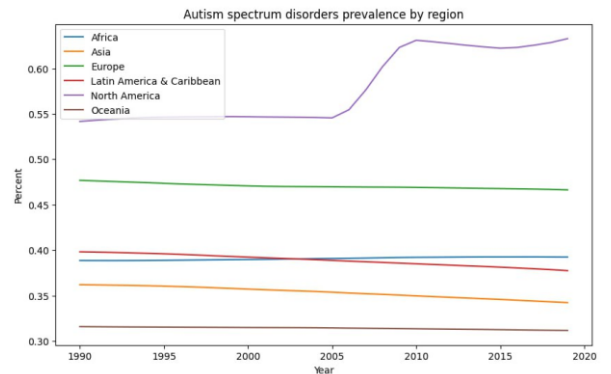


Рис.А.5

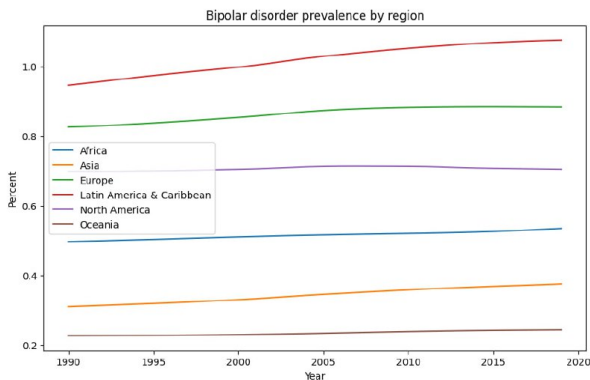


Рис.А.2

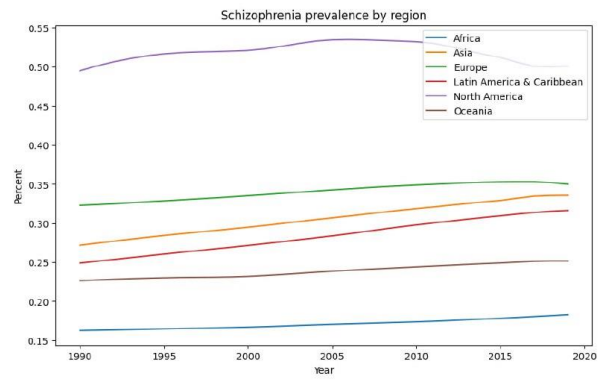


Рис.А.6

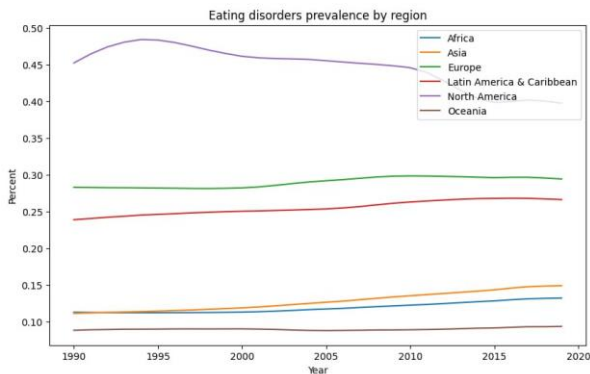


Рис.А.3

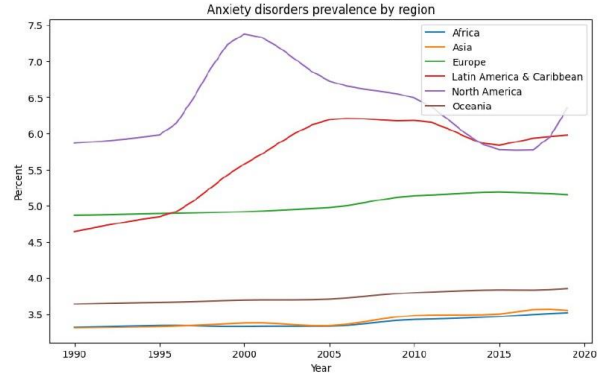


Рис.А.7

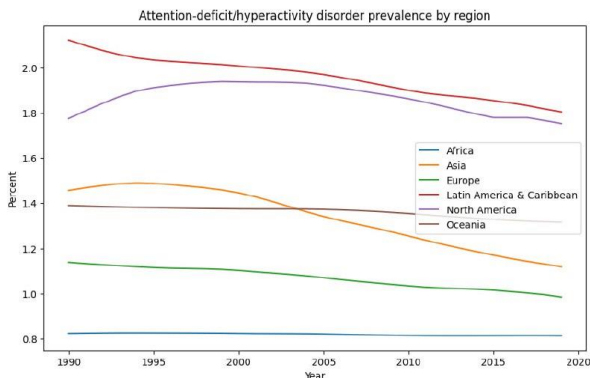


Рис.А.4

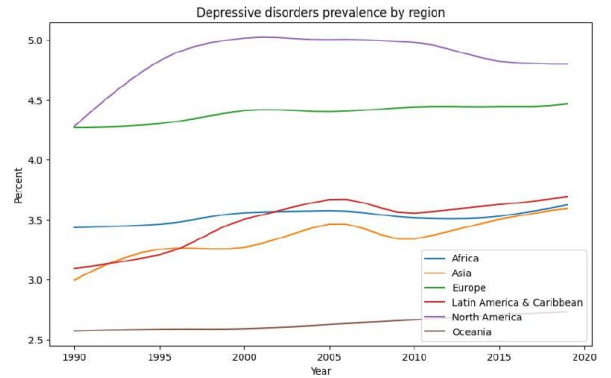


Рис.А.8

Таблиці

Приклад даних для моделювання

location	cause	year	val	upper	lower
<chr>	<chr>	<date>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
North America	Depressive disorders	1990-01-01	4.279753	4.744949	3.869286
North America	Depressive disorders	1991-01-01	4.403755	4.884238	3.986549
North America	Depressive disorders	1992-01-01	4.523306	5.021330	4.089272
North America	Depressive disorders	1993-01-01	4.635017	5.145157	4.195218
North America	Depressive disorders	1994-01-01	4.737014	5.254757	4.284651
North America	Depressive disorders	1995-01-01	4.825508	5.349070	4.360857
North America	Depressive disorders	1996-01-01	4.894802	5.409895	4.427199
North America	Depressive disorders	1997-01-01	4.942291	5.447679	4.489154
North America	Depressive disorders	1998-01-01	4.975054	5.482940	4.534586
North America	Depressive disorders	1999-01-01	4.998911	5.498670	4.559340

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. American Psychiatric Association. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders 5th edition, text revision ((DSM-5-TR) Washington DC, USA: APA, 2022. (pp. 5-7, 123, 31-32, 329, 39-40, 189-190, 11, 87, 155, 483-485).
2. World Health Organization. ICD-11 International Classification of Diseases 11th Revision. Geneva, Switzerland: WHO, 2018.
3. Global Burden of Disease Collaborative Network. Global Burden of Disease Study 2019 (GBD 2019) Results. Seattle, United States: Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME), 2020. Available from: <https://vizhub.healthdata.org/gbd-results/>
4. Bhaya, Wesam. (2017). Review of Data Preprocessing Techniques in Data Mining. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 12, 4102-4107. DOI: 10.3923/jeasci.2017.4102.4107.
5. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley & Sons.
6. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice* (2nd ed.). OTexts.
7. Taylor, Sean J., Benjamin Letham. (2018) "Forecasting at Scale." *The American Statistician*, 72, 37-45.
8. Bartholomew, D. J. (1995). Spearman and the origin and development of factor analysis. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 48(2), 211–220.

9. Solmi, M., Radua, J., Olivola, M., Croce, E., Soardo, L., Salazar de Pablo, G., Il Shin, J., Kirkbride, J. B., Jones, P., Kim, J. H., Kim, J. Y., Carvalho, A. F., Seeman, M. V., Correll, C. U., & Fusar-Poli, P. (2021). Age at onset of mental disorders worldwide: Large-scale meta-analysis of 192 epidemiological studies. *Molecular Psychiatry*.
10. Boshnakov, G.N., & Halliday, J. (2022). Simulation and Prediction with Seasonal ARIMA Models (Version 0.9.1) [Software].
11. Код роботи: <https://github.com/smyrv/diploma>