

**‘ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ**

**НАВЧАЛЬНО–НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Кафедра інженерії програмного забезпечення**

**Пояснювальна записка**

до магістерської роботи  
на ступінь вищої освіти магістр

на тему: **«РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ АНАЛІЗУ  
ДЕМОГРАФІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО  
НАВЧАННЯ»**

Виконав: студент 6 курсу, групи ПДМ–61  
спеціальності

121 Інженерія програмного забезпечення  
(шифр і назва спеціальності/спеціалізації)

\_\_\_\_\_ Христин Б.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник \_\_\_\_\_ Трінтіна Н.А.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

Київ –2022

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ**  
**НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ**  
**ТЕХНОЛОГІЙ**

Кафедра Інженерії програмного забезпечення  
Ступінь вищої освіти -«Магістр»  
Спеціальність підготовки – 121 «Інженерія програмного забезпечення»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри  
Інженерії програмного  
забезпечення

Негоденко О.В.

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2022 року

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТА**

**ХРИСТИЧУ БОГДАНУ ВАЛЕРІЙОВИЧУ**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: «Розробка інформаційної системи для аналізу демографічних процесів на основі методів машинного навчання»

Керівник роботи: Трінтіна Н.А., к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом вищого навчального закладу від «\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 року № \_\_\_\_.

2. Строк подання студентом роботи \_\_\_\_\_

3. Вхідні дані до роботи

Демографічна статистика;

Науково-технічна література з питань, пов'язаних з методами прогнозування часових рядів;

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

4.1 Демографічні процеси як об'єкт досліджень.

4.2 Методи моделювання та прогнозування демографічних процесів.

4.3 Прогнозування демографічного стану в Україні на основі побудованих моделей.

5. Перелік демонстраційного матеріалу (назва основних слайдів)

1. Мета, об'єкт та предмет дослідження

2. Актуальність

3. Існуючі моделі

4. Обрана нейронна мережа

5. Практичний результат

6. Порівняльний аналіз

6. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури		Виконано
2	Вимоги до системи		Виконано
3	Створення та навчання моделі для прогнозування демографічного стану		Виконано
4	Створення та навчання моделі для вилучення таблиць		Виконано
5	Оформлення розділів дипломної роботи		Виконано
6	Вступ, висновки, реферат		Виконано
7	Розробка обов'язкових демонстраційних матеріалів		Виконано
8	Перевірка на антиплагіат		
9	Попередній захист роботи		
10	Проходження нормконтролю		
11	Здача роботи		

Студент \_\_\_\_\_  
( підпис )

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
( підпис ) ( прізвище та ініціали )





## РЕФЕРАТ

Текстова частина магістерської роботи 69 с., 37 рис., 31 джерел.

### ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕМОГРАФІЧНИХ ПРОЦЕСІВ, МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ДОДАТОК

*Об'єкт дослідження* – демографічні процеси.

*Предмет дослідження* – методи та засоби прогнозування та аналіз демографічного стану населення.

*Мета роботи* – підвищення якості прогнозу демографічних процесів за допомогою нейронних мереж.

*Методи дослідження* – класичні методи прогнозування та нейронні мережі.

Вивчення демографічного розвитку є актуальним протягом багатьох років, але навіть у період розквіту нових технологій виникають явища, які істотно впливають на демографічні показники світу, і до яких людство готове. Тому дана робота присвячена дослідженню та визначенню основних факторів впливу на демографічні процеси, аналізу переваг і недоліків існуючих інструментів та реальному моделюванню демографічних процесів в Україні. Метою магістерської дисертації є вивчення принципів прогнозування демографічних процесів, моделювання демографічних процесів. У ньому наведено огляд деяких сучасних математичних методів опису динамічних процесів, а також методів апроксимації та передбачення. Формування нової національної стратегії, спрямованої на розвиток людини, у поєднанні з несприятливими тенденціями демографічного відтворення населення України зумовлюють актуальність демографічних досліджень, новизною є осмислення динаміки демографічних процесів у світі з урахуванням останніх подій у 2020 році, і реально оцінити їх вплив на населення. Об'єктом дослідження є демографічні процеси, а також виділення основних ознак, що на них впливають.

*Галузь використання* – демографічні процеси.



## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	10
<b>1 ДЕМОГРАФІЧНІ ПРОЦЕСИ ЯК ОБ'ЄКТ ДОСЛІДЖЕНЬ</b> .....	11
1.1 Ознаки розвитку населення України на тлі демографічної тенденції по світу .....	11
1.1.1 Зміна складу населення України та його кількості .....	11
1.1.2 Регіональне населення та його розподіл.....	16
1.1.3 Міграція та її вплив на демографічний розвиток міграції .....	17
1.2 Визначення головних ознак, що мають вплив на демографічні процеси.....	18
1.3 Розбір переважних проблем демографічного розвитку .....	22
1.4 Вплив пандемії на популяцію в Україні .....	24
1.5 Перспективи демографічної політики в Україні.....	27
1.5.1 Тенденції розвитку народжуваності.....	27
1.5.2 Тенденції міграції населення .....	28
1.5.3 Перспективи демографічного старіння.....	29
1.6 Висновки .....	30
<b>2 МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕМОГРАФІЧНИХ ПРОЦЕСІВ</b> .....	31
2.1 Прогнозування за допомогою лінійної регресії .....	31
2.2 Метод найменших квадратів .....	33
2.3 Метод опорних векторів .....	33
2.4 Древа рішень .....	34

2.5 Використання нейронних мереж .....	35
2.5.1 Класичні нейронні мережі .....	39
2.5.2 Рекурентні нейронні мережі.....	47
2.5.3 Нейронні мережі типу LSTM.....	54
2.6 Висновки .....	60
<b>3 ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕМОГРАФІЧНОГО СТАНУ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ ПОБУДОВАНИХ МОДЕЛЕЙ.....</b>	<b>61</b>
3.1 Вимоги до розробленого функціоналу отримання прогнозу демографічного стану України.....	61
3.2 Вибір інструментальної платформи для реалізації програми .....	62
3.3 Побудова математичної моделі для демографічних процесів.....	63
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>64</b>
<b>ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>65</b>

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

AIC – Akaike info criterion (інформаційний критерій Акайке);

U – коефіцієнт Тейла;

$R^2$  – коефіцієнт множинної детермінації;

MAE (САП) – mean absolute error (середня абсолютна похибка);

СеКП – стандартне відхилення залишків, середньоквадратична похибка;

SSE – sum of squared errors (сума квадратів похибок);

DW – Darbin-Watson (статистика Дарбіна-Уотсона);

АКФ – автокореляційна функція;

ЧАКФ – часткова автокореляційна функція;

МНК – метод найменших квадратів;

АРКС – авторегресія з ковзним середнім;

СКП – сума квадратів похибок;

АР(n) – авторегресія n-го порядку;

КС – ковзне середнє;

МГВА – метод групового відсіву аргументів;

## ВСТУП

Кожен громадянин своєї країни має вплив на її розвиток. Країні, щоб бути лідером на рівні світу треба мати сильну економіку, яка у свою чергу залежить від демографічних показників. Останні відіграють неабияку роль у середині держави так і ззовні. Кількість населення, прагнення формувати щось більше та підвищити якість держави наочно демонструють можливі зміни напряму вектора політики у середині держави.

Щоб уникнути вірогідних соціальних, економічних або проблем іншого плану необхідно слідкувати за демографічною ситуацією, а саме проводити демографічний аналіз, що може у подальшому допомогти запобігти проблем згаданих вище.

Нерідко про це забувають, що може призвести до не дуже добрих наслідків, аж до систематичного зменшення населення. Тому необхідно приймати правильні рішення в цьому напрямку, щоб навпаки допомогти країні розвиватись.

Гарною ідеєю було б побудувати моделі прогнозування, які допоможуть в отриманні прогнозів демографічної ситуації, які можна використати для подальшої обробки та аналізу. Якщо завчасно визначити проблему, то можна запобігти більш глобальних.

На сьогоднішній день є різні програмні додатки, які надають можливість прогнозувати процеси. Все, що нас оточує розвивається, а особливо цифрова сфера і тепер у нас є можливість робити більш комплексні обчислення та ще більшою швидкістю.

## 1 ДЕМОГРАФІЧНІ ПРОЦЕСИ ЯК ОБ'ЄКТ ДОСЛІДЖЕНЬ

1.1 Ознаки розвитку населення України на тлі демографічної тенденції по світу

### 1.1.1 Зміна складу населення України та його кількості

Щоб мати вагу на міжнародній арені та тримати відповідний курс розвитку держави, необхідно слідкувати за демографічним станом. Соціальні, політичні та економічні аспекти держави висвітлюються завдяки розвитку населення, що є кількісною та якісною характеристикою демографічного стану.

Кардинальний вплив на громадян, що є одним з головних ресурсів кожної держави, несуть сфери зовнішньої та внутрішньої політики згадані вище. Громадяни займають визначальну роль у майбутньому нашої держави. Ті ж вчені, вчителі, спортсмени та інші є запорукою розвитку країни та її досягнень.

Для поліпшення рівня життя населення, необхідно підтримувати економіку на належному рівні. А народ і відіграє роль у формуванні робочої сили, яка зі своєї сторони – дохід нації.

Тож вкрай необхідно слідкувати та фіксувати тенденції розвитку населення в демографічному плані. Реалізація можливості створити точний прогноз зміни його кількості з метою запобігти демографічну регресію.

Ще з часів отримання незалежності України, 30 років тому, актуальним є питання про зміну населення. Виділення основних ознак та використання останніх для точних прогнозів – задача аналітиків. Це дасть можливість завчасно зробити зміни у політиці у середині держави, якщо в цьому буде необхідність. Незмінний орієнтир для нас є Європа, яка допомагає нам у розумінні як вести економічну та соціальну політику. Також не є секретом те, що на сьогодні демографічний стан не є тільки нашим феноменом. Сучасні

тенденції на Заході Європи присутні в основному у розвинутих країнах, де була здійснена революція у демографічному напрямку декілька десятиліть тому, якщо не століття.

З часом світ змінюється, а з ним і пріоритети молодих людей, які у свою чергу вже не рахують за найбільш важливе наявність сім'ї. Так як це здається їм чимось нав'язаним часом, народ хоче бути незалежним. Кожен хоче бути індивідуальністю зі своїм баченням світу. Що стосується нашої держави, то тут значний вплив дало загострення економічної та соціальної ситуації у часи розпаду радянського союзу. Після цього значний вплив дав конфлікт з Росією, анексія Криму та війна на Донбасі. Останнім дзвіночком стала пандемія коронавірусу, яка в цілому поставила під загрозу здоров'я громадян та вже забрала не одну тисячу життів.

Основні фактори, що ведуть до демографічної кризи, це: збільшення смертності, зниження кількості народжених, що повинно давати ріст населення. Молодого населення стає все менше, а це впливає на середній вік нації, тож нація можна сказати – старіє. Погіршується здоров'я громадян, звідки і береться підвищення показників смертності у віці, що є працездатним. Наркомани, алкоголізм, віруси, соціальні хвороби – все це дає свій негативний вплив.

До критичних показників впав рівень народжуваності, що є одним з головних факторів загострення демографічної кризи в нашій державі. На сьогодні народжуваність може забезпечити мабуть тільки половину того, що треба для хоча б відтворення кількості населення. Мається на увазі заміна старшого покоління на молоде у тій же кількості. Через досить низенький рівень народжуваності наша держава з моменту незалежності по 2007-ий рік втратила близько 5 мільйон громадян.

Щодо показників народження дітей, то за 12 років з 1989 року цей показник впав на 60 відсотків. Відсоток народження дітей до однієї жінки складає 150%, то ж на одну жінку припадає півтори дитини. У Додатку Б

можна буде розглянути це більш детально. Кількість народжування дітей знижується за декількома із причин: психологічні, економічні, біологічні, соціальні. Тож це і є насамперед, причиною зміни статусу жінки у соціуму. Жінки на сьогодні стали більш цілеспрямовані, то ж будівництво кар'єри стало більш пріоритетнішим для них. Для жінок зараз важливіше розширити сферу поза сімейними інтересами. До цієї сфери входить підвищення освіти та рівня зайнятості.

Сам по собі шлюб також знизив свою популярність, що зв'язано зі зміною ставлення до нього. Як я розумію, то для молодих людей шлюб став чимось таким, що зв'язує тебе у кайдани, то ж насамперед заважає тобі робити, що ти хочеш, а це стосується як вільного часу так і часу, який ти тратиш на досягнення своїх цілей. Якщо дивитися на цифри, то 29% дітей народилися поза шлюбом. 18% сімей, що мають дітей взагалі є неповними. Після того як загострилася економічно-соціальна криза, то для більшості громадян думки стати батьками зникають, так як для ведення сім'ї необхідні гроші, а високооплачувана робота в нашій країні ти не завжди знайдеш.

Достатньо грошей необхідно витратити вже на момент народження дитини, і пари яким років по 20 навіть не мають змоги дозволити собі хоча б одну дитину. Хоча звичайно при сильному бажанні все можливо, але це ризик для самої дитини насамперед. Тож до цього треба ставитися відповідально. На даний момент в Європі існує тренд бути «фрі-чайлд», а так як ми слідкуємо за Європою та беремо приклад з них, можливо, що в найближчий час нам не чекати різкого підвищення рівня народжуваності.

Завдяки таким тенденціям нація ризикує постаріти. На кожні 1000 людей, які мають змогу працювати, припадають приблизно 400 людей, що не мають змоги працювати, іншими словами люди похилого віку. Наша держава входить до 30-ти найстаріших країн за відсотком людей яким вже за 60 років. Взагалі така тенденція стосується усього світу, то ж ми не виняток.

Якщо населення продовжуватиме не молодіти, то це може призвести до додаткових наслідків в сфері економіки та соціуму для утримання цієї частки населення працездатними. В нашій країні кожен день підвищується показники смертності. Ми можемо бачити високі показники смертності чоловіків у віці, який дозволяє працювати. І цей показник вище ніж у жінок в тому ж самому віці десь вчетверо. Дані відображено у Додатку В.

Продовжує підвищуватися рівень смертності від різних вірусів, інфекцій та хвороб обумовлених паразитами. Реальністю стала загроза епідемії такої страшної хвороби як туберкульоз. Близько 600 тис. осіб хворіють ним на сьогодні в нашій країні і як на мене це страшні цифри. За одинадцять місяців у 2005-му році кількість померлих від цієї страшної хвороби стало близько 9000 людей, СНІД – близько 2600, новоутворень, до яких стосується і рак – близько 70000. Якщо говорити про смерті від хвороб, що стосується кровообігу, то тут цифра просто вражає – близько 370000. У першій рік пандемії темпи поширення коронавірусу в Україні були найвищу у Європі. Неабияку тривогу викликає ще те, що в основному інфікується молода частина населення, а серед них 16% є дітьми та підлітками.

На рисунку 1.1 [10] ми можемо побачити статистику померлих від коронавірусу в Україні.

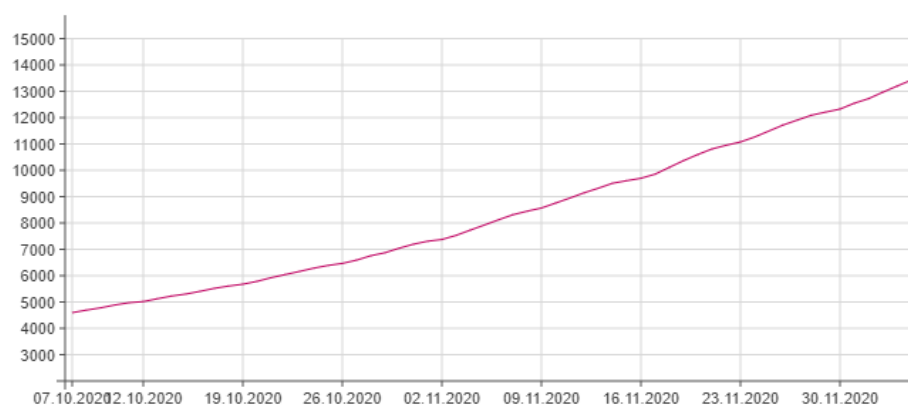


Рис 1.1 – Статистика смертей від коронавірусу в Україні за часом



Більш розвернуту статистику щодо захворювання на коронавірус буде розглянуто далі у роботі. На формування молодого частки населення впливає епідемія ВІЛ/СНІДУ з 2015 року по 2025, внаслідок якої втрати народжуваності можуть скласти близько 150-ти тисяч осіб. Українські експерти та експерти інших держав мають думку, що не менш як 500 тис. громадян нашої держави вже є ВІЛ-інфікованими [11].

На рисунку 1.2 та 1.3 відображена динаміка хвороби ВІЛ/СНІД по Україні.



Рис 1.2 – Хворі на ВІЛ по регіонам

Якщо не вживати заходів щодо запобігання захворювань, то згідно прогнозів до 2020-го року ВІД інфікується приблизно 1,4 млн. населення нашої держави і контролювати розповсюдження хвороби буде дуже складно. Крім цього є тенденція зростання соціальних хвороб.



Рис 1.2 – Хворі на СНІД по регіонам

Якщо брати за увагу Україну, то на її території нараховується близько 1,2 млн. хворих психічно людей, близько 700 тис. залежних від алкоголю та 50 тис. залежних від наркотиків.

Як на мене, то одним з основних факторів, що впливає на погіршення здоров'я громадян, зниження тривалості життів та зростання кількостей смертей є зростання соціально-економічної кризи. Крім цього свій вплив відіграє несприятливі умови життя та праці і низький рівень достатнього відсотку населення, нехтування здоровим способом життя, поширення шкідливих звичок та мала ефективність системи охорони здоров'я.

### 1.1.2 Регіональне населення та його розподіл

Україна є однією з держав, що має високу густоту населення. В нашому випадку це 74 особи на 1 кв. км. На рисунку 1.4. ми можемо спостерігати показники щодо розташування населення в Україні.

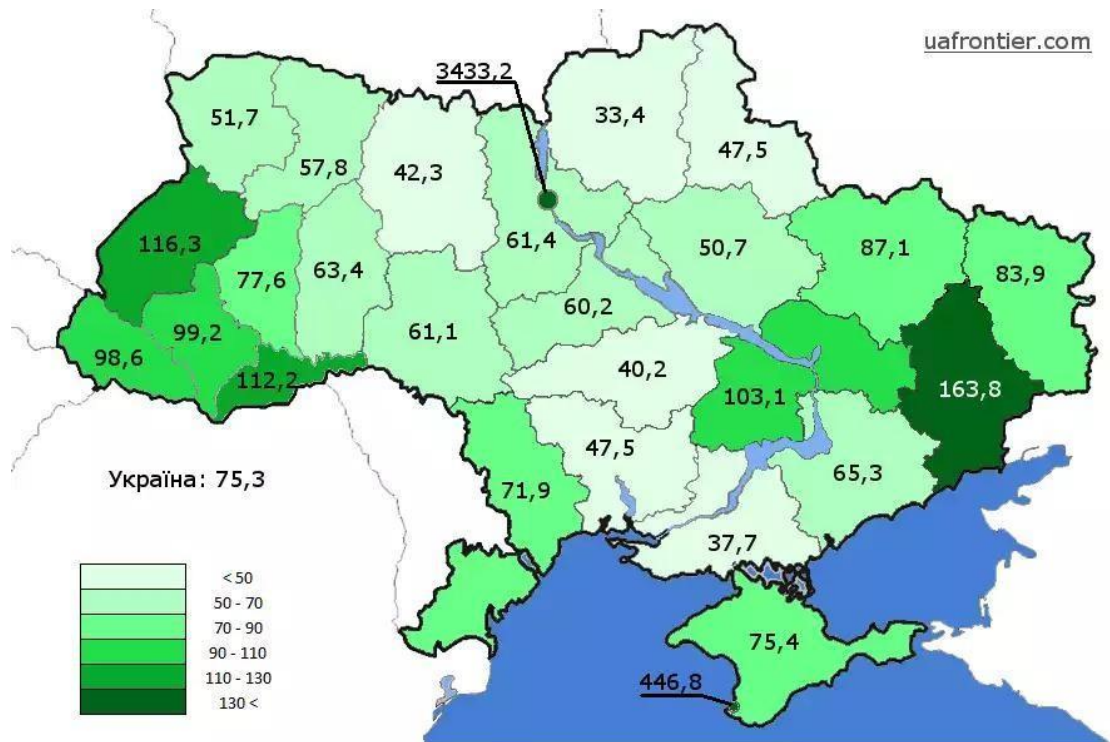


Рисунок 1.4 – Розподіл населення по регіонам

В нашій державі налічується: селищ міського типу - 889, сільських населених пунктів – 29619 та 454 – міст. Серед останніх 46 належать до великих, а саме мають населення у кількості більше ніж 100 тис. Приблизно половина міст, що є великими зосереджується в індустріальних регіонах на сході. Серед них 5 великих міст Кривий Ріг (650 тис. чол.), Запоріжжя (756 тис. чол.), Львів (758 тис. чол.) та Дніпро (990 тис. чол.). В нас присутні як мінімум 3 міста-мільйонника: Одеса (1005 тис. чол.), Харків (1400 тис. чол), Київ (3000 тис. чол) [13].

### 1.1.3 Міграція та її вплив на демографічний розвиток міграції

Процеси щодо міграції мають значний вплив на чисельність населення. Серед них слід розрізняти два наступних: переселення до постійного місця проживання (або довгострокове) і класове переміщення (або заробіток).

Щодо переселення до постійного місця проживання, то з 1994 року ми маємо негативну рівновагу щодо міграції (тобто більше людей виїжджає з України, ніж в'їжджає на постійну адресу проживання), і до 2001 року якість між тими, хто виїхав, і тими, хто прибув, була досить значною і перевищувала 150 тис. осіб кожного року. У 2004 році надлишок становив трохи більше 7 тис. осіб, а з 2005 року спостерігається підвищення міграційних показників, які з 2005 по 2013 рік становили близько 191 тис. осіб.

Не впливає безпосередньо на демографічний стан кількість заробітчан (бо ці люди повертаються), але є й непрямий вплив від цього є. Частина українських заробітчан гине за кордоном, відбувається розрив сімей, що призводить до збільшення кількості розлучень і, відповідно, зміни величини народжуваності в Україні. Міграційна тенденція показана на рисунку 1.5 [13].

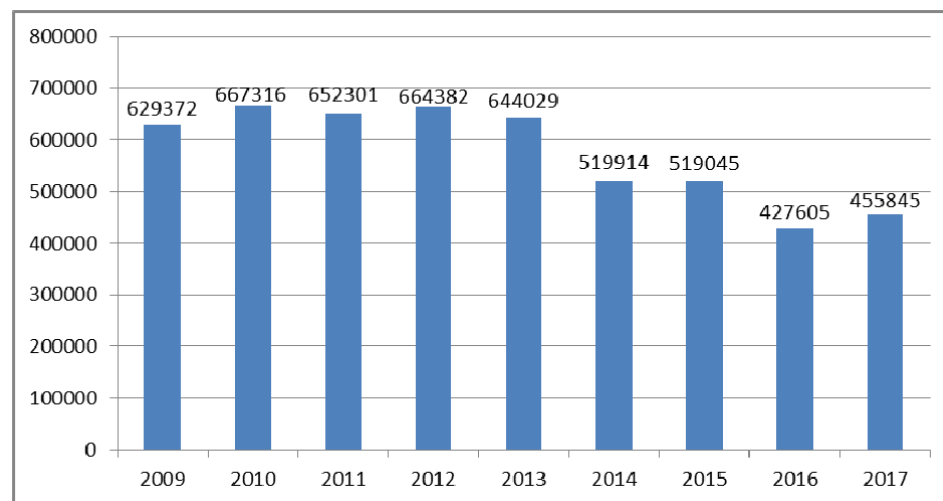


Рисунок 1.5 Міграційний рух українців

Негативною складовою є те, що здебільшого молодь має відношення до міграції, а отже, погіршується вікова структура, в Україні зменшується кількість людей, що є робочою силою.

1.2 Визначення головних ознак, що мають вплив на демографічні процеси

Дослідження сучасного демографічного стану, а також його динаміки за останні роки показує, що в Україні, окрім соціально-економічних проблем, є глибока демографічної кризи, більш інертна та практично некерована, негативні наслідки якої для подальшого вдосконалення політичного підрозділу важко вгадати.

Порівняння статистики з іншими країнами показують, що за основними показниками природних змін населення – народжуваність, смертність, природний приріст – Україна відстає не лише від західних країн, а й від республік колишнього СРСР. За народжуваністю вона займає 14 місце (передостанній пункт) серед них і в Європі, за смертністю - 2 місце, за дитячою смертністю ( 8,6 дитини на 1000 народжених ) її показники у верхній десятці серед європейських країн, за очікуваною тривалістю життя (68 років) – 122-е місце у світі, коли ще в 1994 році вона займала 87-е місце.

Обсяги та темпи депопуляції стають небезпекою для перспектив покращення стану нації, тобто скорочення населення через перевищення кількості померлих над кількістю народжених. Це почалося в Україні в 1991 р. і зараз ця зміна становить близько 1 млн осіб. Втрачені в Україні традиції багатодітних сімей призвели до того, що у 2013 році загальний показник народжуваності, тобто кількість дітей, якій кожна жінка може дати життя протягом усього репродуктивного періоду, становила 1,5 дитини на одну жінку (в той час як для відтворення населення треба мати 2,2-2,4 дитини).

Постійне зниження рівня життя, невирішеність екологічних проблем, загострених Чорнобилем, економічна ситуація, соціально-психологічний стан - все це змушує контролювати розмір родини. Зменшення рівня народжуваності характерне для багатьох розвинених країн, нині це є загальною тенденцією демографії. Але існує ступінь зменшення народжуваності, який не можна перевищити, оскільки за ним депопуляція стає незворотною.

Сьогодні Україна досягла цієї межі. Крім того, різко скоротилася кількість шлюбів, зростає кількість розлучених, одиноких чоловіків і особливо вдів, збільшується частка бездітних і неповних сімей, а це ще гірше відображається на демографічній ситуації в країні. Смертність людей в Україні постійно зростає. Особливо висока смертність чоловіків у працездатному віці, яка майже на чотири роки перевищує смертність жінок того ж віку. Зростає смертність від інфекційних та паразитарних захворювань.

Зростає смертність від факторів соціальної напруги та військового конфлікту на сході України. Посилюється вимирання найбільш вразливих груп населення – жінок, людей похилого віку, дітей. Внаслідок зниження народжуваності населення країни «старіє». Головною особливістю нинішньої демографічної кризи є те, що в Україні відбуваються негативні зміни не лише в кількості, а й у якісному складі населення.

Дослідження стану здоров'я населення показало, що рівень загальної захворюваності в Україні є одним із найвищих серед європейських країн. Поширюються соціальні хвороби. Таким чином, за рівнем захворюваності на алкоголізм і наркоманію Україна посідає 2 місце серед цієї групи країн. Спостерігається тенденція до суттєвих змін стану здоров'я сучасних дітей та підлітків. Тільки кожен четвертий або п'ятий можна вважати повністю здоровим.

Проблема зміцнення здоров'я населення сьогодні стала проблемою його базового збереження. На погіршення основ подальшого відтворення населення України вплинули також негативні зміни його генофонду [8].

Таблиця 1.1 – Основні показники демографічного стану

	2001	2004	2007	2011	2017
Загальна чисельність наявного населення на кінець року (тис. осіб)	48457,1	47280,8	46446,1	45778,5	42760,5
Природне скорочення населення (тис. осіб)	-369,5	-334,0	-373,4	-161,9	-193
Кількість народжених (тис. осіб)	376,5	427,3	424,8	502,6	411,8
Кількість померлих (тис. осіб)	746,0	761,3	798,2	664,5	594,8
Кількість померлих дітей у віці до 1 року (осіб)	4283	4026	4523	4258	4474
Кількість шлюбів (тис.)	309,6	278,2	333,92	355,88	299,04
Кількість розлучень (тис.)	181,3	173,2	187,43	182,5	129,4
Сальдо міграції (тис. осіб)	-152,2	-7,6	9,5	17,1	9,3

Винищення яке було цілеспрямоване до найбільш освіченої, професійної підготовленої частини населення України, її інтелігенції, заможних селян під час політичних репресій і голодомору 1930-1940-х років, величезних втрат працездатної частини населення під час Другої світової війни, організовано переселення українців до Росії, Казахстану та інших колишніх республік. Зрештою, СРСР нинішній відтік розвідки за кордон – усе це завдало і продовжує завдавати значною мірою непоправної шкоди нації України.

### 1.3 Розбір переважних проблем демографічного розвитку

Демографічна проблема — це сукупність соціальних та демографічних проблем сьогодення, що чіпляють інтереси людей по усьому світу. Найважливіші проблеми населення, які загрожують надзвичайно негативними наслідками: демографічний вибух у країнах, що розвиваються, швидке зростання чисельності населення та загроза депопуляції, чи криза у демографічній сфері в країнах що економічно розвиваються.

Якщо говорити про проблеми населення, то до них належать також неконтрольована урбанізація в країнах, що розвиваються, криза великих міст у деяких розвинених країнах, стихійна внутрішня і зовнішня міграція, що ускладнює політичні відносини між державами. Нерівномірний приріст населення в різних регіонах супроводжується інтенсивним процесом перерозподілу населення світу між ними. Частка населення економічно розвинених регіонів неухильно зменшується (33% у 1950 році, 28% у 1975 році, 20% у 2009 році), а відповідно зростає частка регіонів Азії, Африки та Латинської Америки, що розвиваються.

Важливість цієї проблеми полягає в тому, що такий розвиток має негативний вплив на відносини між країнами. Подолання економічної відсталості регіонів, що розвиваються, необхідно для нормальних відносин між державами та для прогресу людства в цілому. У Північній Америці, Західній Європі та Японії в 70-90-х роках [9].

Розвилася тенденція до падіння народжуваності – більш низького рівня, що забезпечує легке відновлення численності населення. У майбутньому це загрожуватиме скороченням населення зі своїми негативними наслідками у сфері соціуму. Швидке зростання населення в країнах Латинської Америки Африки та Азії, що розвиваються, подвоюється кожні 20-30 років і ускладнює соціально-економічні проблеми. Зараз населення Землі становить близько 7,5 мільярда чоловік. Протягом ХХ ст. кількість людей зросла в чотири рази. За



оцінками ООН, населення Землі щодня збільшується на чверть мільйона, ця цифра сягає 90 мільйонів на рік, тобто щорічно кількість зростає на 0,7% [7].



Рисунок 1.6 – Чисельність населення світу

Це загальна тенденція. Ці показники пов'язані насамперед із збільшенням кількості найбільш розвиваючихся регіонів світу - країн, що розвиваються, оскільки ледве половина зростання - 97% - припадає на Індонезію (260 млн.), Китай (1368,7 млн.), Індію (1251,7 млн.), Бангладеш (170 млн.), Пакистан (200 млн.) та країни Африки (Нігерія - 180 млн.) і Латинської Америки (Бразилія - 205 млн.). Таким чином, експерти вважають, що до 2050 року в Індії буде на 100 мільйонів людей більше, ніж у Китаї.

Що стосується розвинених країн, то високий рівень народжуваності зберігається лише у США (322 млн.). 80% приросту населення країни забезпечують іммігранти. Прогнозується, що кількість людей у цій країні зміниться майже на чверть протягом наступних 50 років.

Населення Європи скорочується, незважаючи на імміграцію. Згідно зі звітом Комітету з питань населення Ради Європи про демографічну ситуацію, загальна чисельність населення країн РЄ у 2010 році становила 740 мільйонів осіб, що на 45 мільйонів менше, ніж 6 років до цього. Скорочення населення відбулося в 17 країнах, переважно у Східній Європі. У Литві населення зменшилося з 3,9 млн. (у 1993 р.) до 3,5 млн. (у 2010 р.); Україна, Білорусь, а також Греція, Швеція та Італії. Також 5 країн мали приблизно нульовий приріст по кількості населення. Мабуть лише пара країн (Ісландія та Туреччина) мають рівень народження, потрібний для простого відновлення кількості населення.

В Росії зафіксована найнижча тривалість життя (63 роки для чоловіків і 72 для жінок), Україні та Білорусі (63 для чоловіків і 74 для жінок). «Найстарішою» державою є Італія, «наймолодшою» — Албанія. Таким чином, населення земної кулі розподілено дуже нерівномірно (млн. осіб): Євразія — 4300 (Азія — 3500, Європа — 800); Африка - 800; Південна Америка - 350; Австралія та Океанія – 26; Північна Америка - 430; [10].

#### 1.4 Вплив пандемії на популяцію в Україні

В кінці грудня 2019 року виник спалах коронавірусної інфекції COVID-19 (нового типу пневмонії). Китайська влада проінформувала Всесвітню організацію охорони здоров'я (ВООЗ) про спалах невідомої пневмонії. Потім 30 січня остання визнала спалах нового коронавірусу надзвичайною ситуацією у сфері охорони здоров'я міжнародного значення. У лютому 2020 року хворобу назвали новою пневмонією COVID2019 (офіційна назва SARS-CoV-2).

В Україні коронавірусну інфекцію Covid-19 вперше діагностували 3 березня 2020 року у Чернівцях. Перший летальний випадок зараження

коронавірусом зафіксували 13 березня. На початку грудня 2020 року в Україні було 802 тис. хворих, з них близько 14 тис. померли.

Зазначається, що рівень смертності від коронавірусної інфекції невеликий, у людей із інфекцією все ще спостерігається значне погіршення імунної системи, слабкість і виснаження, що призводить до ризику інших захворювань або повторного зараження.

Актуальну статистику, щодо хворих на коронавірус у світі можна побачити на рисунках нижче

**Поточна статистика  
по коронавірусу на 22.11.2021  
(у всьому світі)**

Всього інфіковано	<b>256 380 526</b>
Смертельні випадки	<b>5 146 467</b>

Рисунок 1.7 – Поточна статистика на 22.11.2021

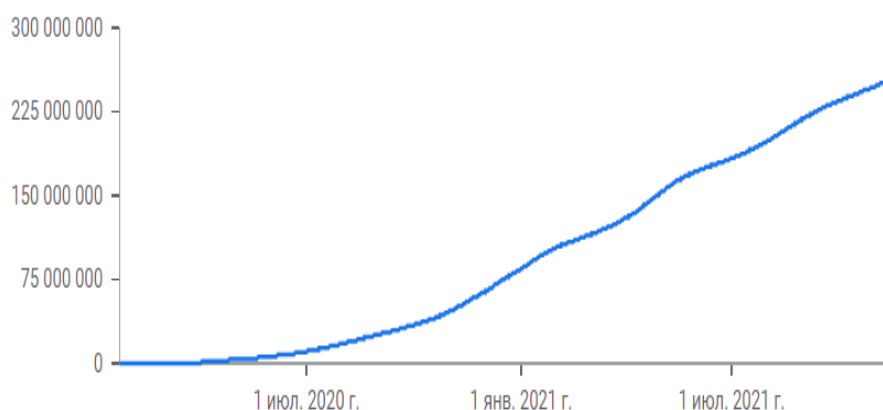


Рисунок 1.8 – Актуальна статистика хворих

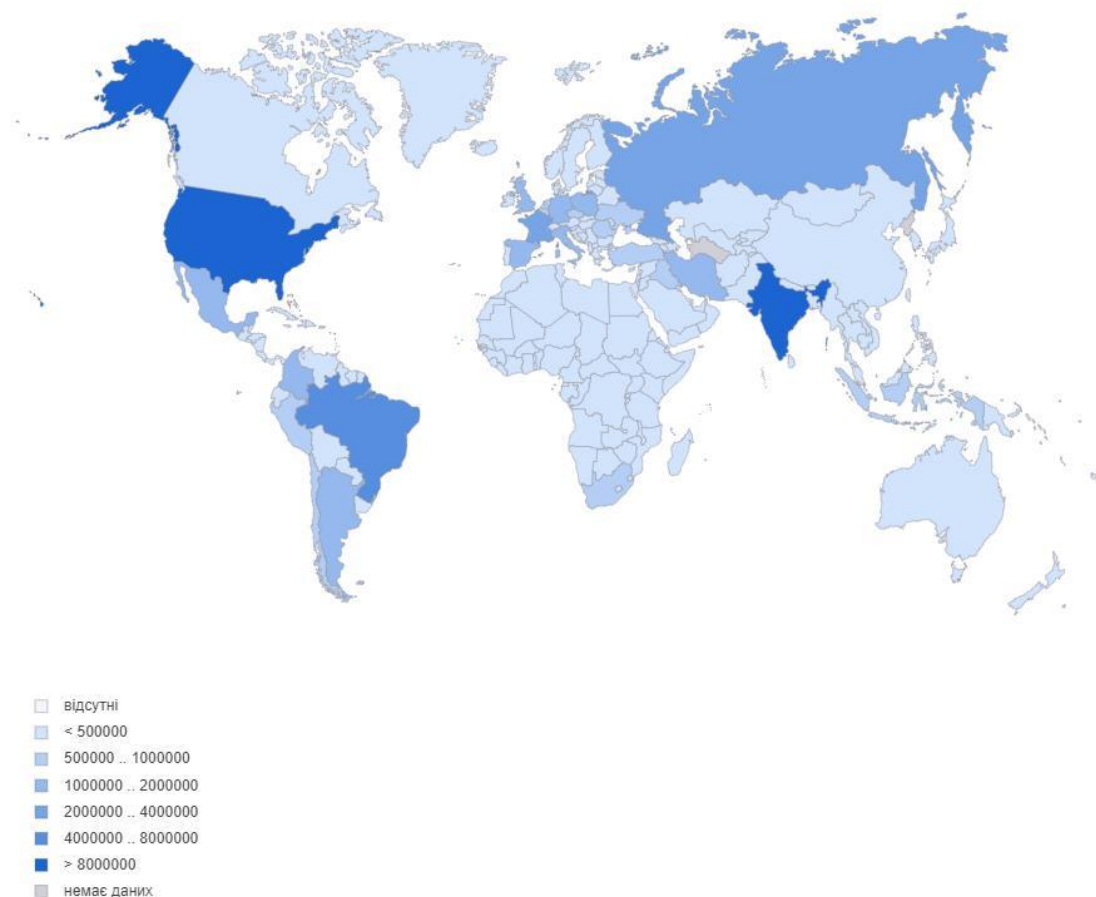


Рисунок 1.9 – Густота хворих на Covid-19 у світі у 2020 р.

По останньому зображенню можна визначити, що більшість випадків захворювання у 2020-му році було у Америці та Індії, за ними слідує Росія та Бразилія. У листопаді 2021-го року тенденція не дуже змінилася. До лідерів додалась Великобританія по кількості хворих за весь час. Але відсоток одужалих, ще до появи вакцинації був вище за відсоток смертності. Завдяки появи аж кількох популярних вакцин на сьогодні статистика стала ще більш ліпшою, але ще не зрозуміло коли можна буде з легкістю вдихнути. Хоча на даний момент ситуація є більш-менш контрольованою.

Якщо говорити про Україну то на листопад 2021-го року усього захворілих за весь час – 3 481 347 осіб, померлих – 85 847. Але з кожним днем відсоток вакцинованих збільшується, що не може не радувати. Зараз

вакцинованих повністю нараховується – 9 784 545. А це 22% від усього населення, ще є куди прагнути.

У Києві як бачимо найбільша кількість захворювань, але це не дивно, бо це столиця, де людей найбільше скупчення. Не краща ситуація і у Дніпропетровську, Одесі та Львові.

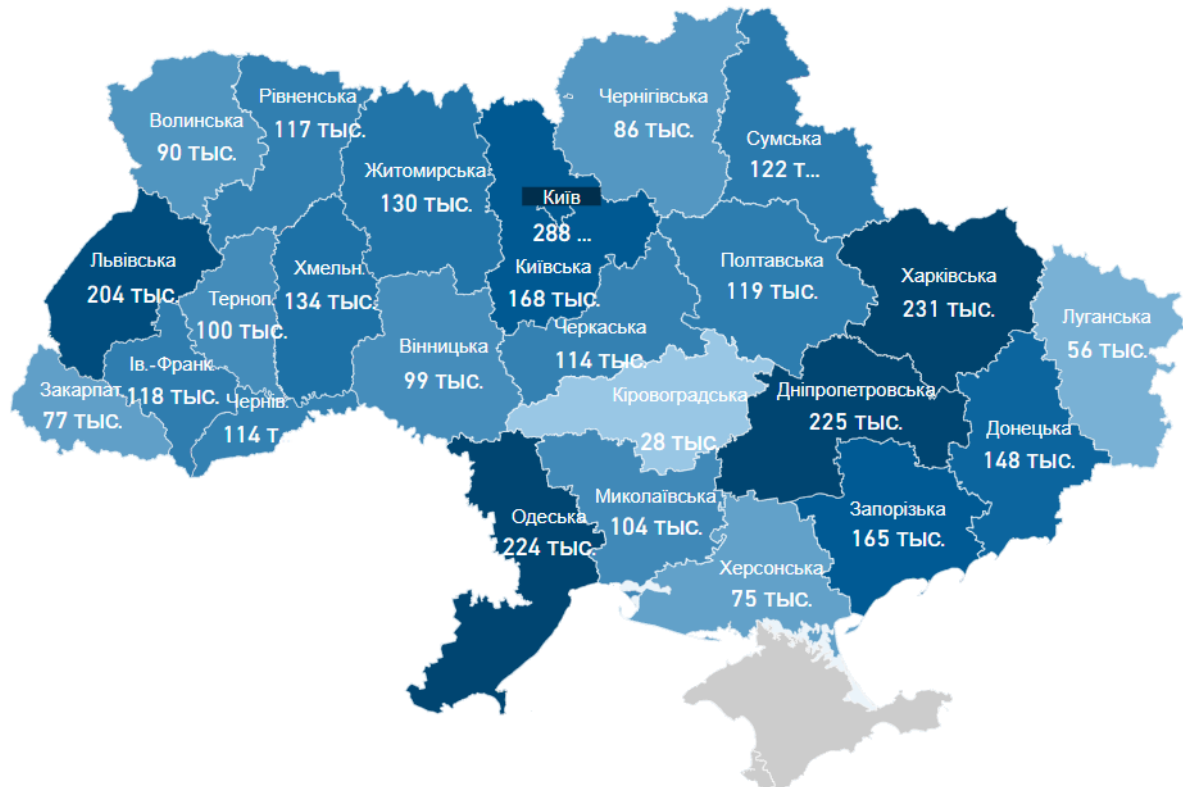


Рисунок 1.10 – Динаміка розповсюдження коронавірусу

## 1.5 Перспективи демографічної політики в Україні

### 1.5.1 Тенденції розвитку народжуваності

У зв'язку з сучасними тенденціями у Європі щодо народжуваності дають привід задуматись про наше майбутнє, а саме перспективу формування молодого покоління. Проте після 2016 року можна бачити незначне підвищення показника народжуваності, проте це не дає змогу замінити хоча б

одне покоління на інше, то ж нація продовжує старіти. Неабиякий вплив задають такі страшні хвороби як ВІЛ/СНІД, що також значно зменшують показники народжуваності в Україні. Як мені здається, то найближчі 10 років значних підвищень в показниках народжуваності чекати не треба. Тим паче населення і так трохи зменшилось із-за останньої пандемії вірусу.

Значні рухи (як і за останні 50 років) очікуються у показниках смертності чоловіків віку, що дає змогу працювати. За оцінками, ймовірність померти до 60 років для 16-річних у 2026 році становитиме близько 20-ти відсотків. Основний характер тенденції смертності та тривалості життя населення України визначатиме якраз смертність цього контингенту [6].

У разі відсутності рухів держави у сфері забезпечення привабливої економічної ситуації у населення, недостатнього розвитку системи охорони здоров'я, освіти, спорту та культури не можливо буде зупинити поширення наркоманії та алкоголізму. Протягом певного періоду часу смертність буде рухатися в межах поточного рівня. За таких умов через 5 років наша держава значно перевищить очікувану тривалість життя, яка була досягнута вже в середині 80-х років [4].

### 1.5.2 Тенденції міграції населення

За реальним прогнозом при умові, що залишаться існуючі тенденції економічно-соціального розвитку України кількість іммігрантів буде константною, як і масштаби еміграції в інші країни. Загальний баланс міграцій населення стабілізується на рівні, близькому до сучасного.

За більш оптимістичним бачення, впродовж найближчих 5-ти років можливе повернення етнічних українців, але поки важко це представити у зв'язку із тими ж політичними суперечками.

Кожен рік буде поступово зменшуватися кількість емігрантів до більш економічно розвинених держав, якщо почати зменшувати дію причин, які дають мотивація переїжджати за межі нашої держави.

Якщо ми зробимо кроки по підвищенню показників життя громадян України, то це зробить нашу державу привабливою для мігрантів з інших країн світу. І ця тенденція у перспективі буде зростати.

### 1.5.3 Перспективи демографічного старіння

Впродовж недовгого періоду часу, коли кілька поколінь воєнних років народження пройшли 60-річний рубіж, процес старіння продовжився через низьку народжуваність та збільшення тривалості життя, у тому числі в старших вікових групах. У сільській місцевості цей процес розвивався повільніше.

У існуючих реаліях важливо розуміти, що старіння населення – це не лише демографічний процес з економічними наслідками, а й комплексний соціальний феномен, який відкриває нові можливості у різних сферах, включаючи сферу споживання, способу та якості життя, освіти, економічної, соціальної та політичної активності. За грамотної політики держави збільшення тривалості життя, а отже, більш тривала економічна активність людей може стати додатковим стимулом економічного зростання.

В сільській місцевості зараз та в перспективі старіння буде губити свою тенденцію, але в містах – ні. Відповідно, неминуче зміниться рівень завантаженості населення працездатного віку, що спричинить низку соціальних та економічних проблем, які потребуватимуть підвищеної уваги з боку влади (Рисунок 1.11) [10].

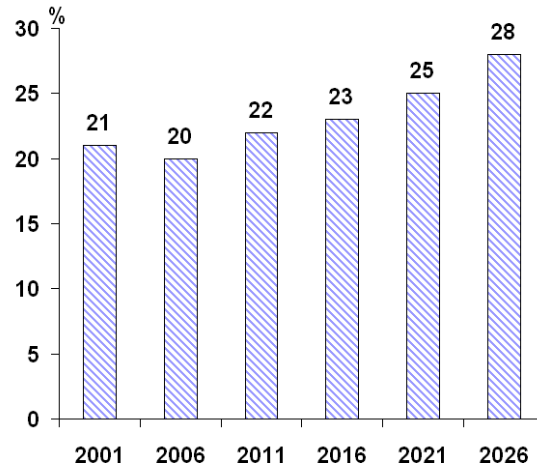


Рисунок 1.11 – Питома вага населення у віці 60 років і старше в загальній його чисельності, %

## 1.6 Висновки

На даний момент можна спостерігати збільшення кількості населення, якщо брати світ загалом. За оцінками Організації об'єднаних націй кожного року глобальний ріст населення складає приблизно 75 мільйонів, або 1.1% на рік. Світове населення виросло з 1 мільярда в 1800 року до 7 мільярдів в 2011. Очікується, що населення продовжить зростати і досягне 8.4 мільярди до середини 2030-х, і 9.6 мільярда до середини 2050-х років. Багато країн зі швидким ростом населення мають низький рівень життя, тоді коли багато країн з низьким рівнем населення мають високий рівень життя.

Але у випадку України, наше населення постійно зменшується з року в рік, і якщо не робити запобіжних заходів, щодо зменшення мотивації переїхати за кордон, то ця тенденція не зміниться.



## 2 МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕМОГРАФІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

### 2.1 Прогнозування за допомогою лінійної регресії

Лінійна регресія - один з основних типів машинного навчання, в якому ми навчаємо модель, яка передбачає дії даних з певними змінними. Два змінні на осі  $x$  і осі  $y$  повинні бути лінійно пов'язані з лінійною регресією. Наприклад, розглянемо рекламне підприємство, яке можна оцінити, очікуваним збільшенням кількості клієнтів згідно з попереднім звітом. Для цього вам потрібно збільшити кіоски та кількість персоналу для обслуговування клієнтів. Ця оцінка майбутньої вартості заснована на історичних даних. Нехай « $x$ » та « $y$ » - дві змінні на лінії регресії. Значення буде лінійно зростати кожен раз, коли « $x$ » збільшується, « $y$ » також збільшується, або якщо « $x$ » зменшується, значення « $y$ » також зменшується. Математичне рівняння лінійної регресії може бути виражено як:  $y = a + bx$ , де  $a$  - точка перетину лінії  $y$ ,  $b$  - нахил лінії, « $x$ » - незалежна змінна, а « $y$ » - залежна змінна.

Проста або одномірна лінійна регресія – це випадок лінійної регресії із одною незалежною змінною  $x$ . Реалізація простої лінійної регресії починається із заданим набором пар (круги) входів-виходів ( $x$ - $y$ ). Ці пари – результати спостережень. Спостереження, крайній лівий (круг) має на вході  $x = 5$  і відповідний вихід (відповідь)  $y = 5$ . Наступне спостереження має  $x = 15$  та  $y = 20$ , і так далі.

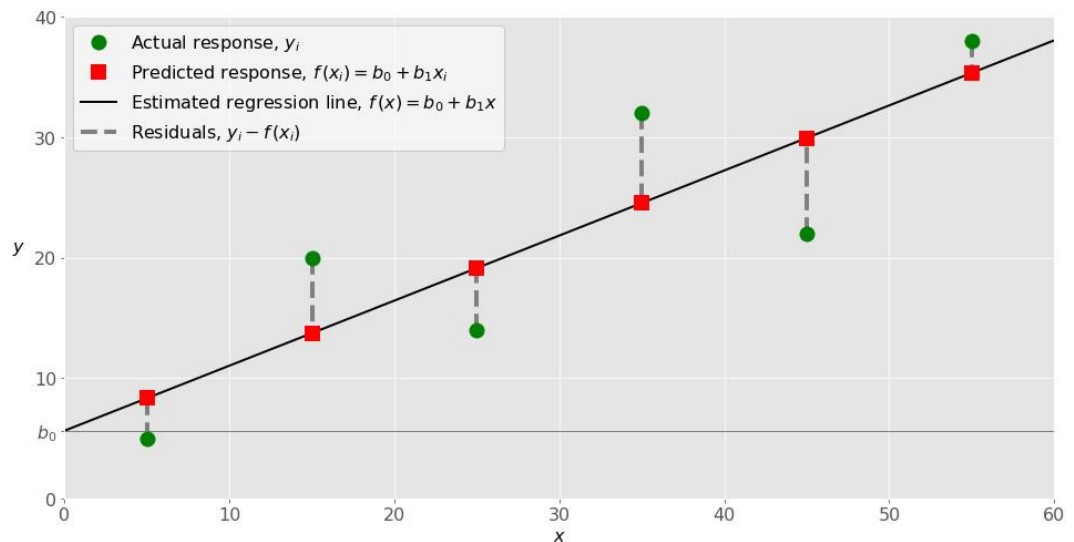


Рисунок 2.1 Лінійна регресія

Оціночна функція регресії (чорна лінія) виражається рівнянням (1.1):

$$f(x) = b_0 + b_1x \quad (1.1)$$

Необхідно розрахувати оптимальні значення прогнозованих вагів  $b_0$  та  $b_1$  для мінімізації SSR та визначити оціночну функцію регресії. Величина  $b_0$  (відрізок) показує точку, де розрахункова лінія регресії перетинає вісь  $y$ . Це значення розрахункованої відповіді  $f(x)$  для  $x = 0$ . Величина  $b_1$  визначає нахил розрахункової лінії регресії.

Передбачені відповіді (квадрати) – точки лінії регресії, що відповідають вхідним значенням. Для входу  $x = 5$  передбаченою відповіддю буде  $f(5) = 8.33$  (представлений крайнім лівим квадратом).

Залишки (вертикальні пунктирні сірі лінії) можуть бути розраховані як  $y_i - f(x_i) = y_i - b_0 - b_1x_i$ , для  $i = 1, \dots, n$ . Вони представляють собою відстані між зеленими та червоними пунктами. При реалізації лінійної регресії ви мінімізуєте ці відстані і робите квадрати як умога ближче до передбаченого круга.

## 2.2 Метод найменших квадратів

Метод найменших квадратів (МНК) – математичний підхід для оцінки параметрів моделей (наприклад, регресійної) на основі експериментальних даних, що містять випадкові помилки. Якщо дані відомі з деякою похибкою, замість невідомого точного значення параметра моделі використовується наближене. Тому параметри моделі мають бути розраховані так, щоб мінімізувати різницю між експериментальними даними та теоретичними (обчисленими за допомогою запропонованої моделі).

Мірою неузгодженості між фактичними значеннями та значеннями, оціненими моделлю у методі найменших квадратів, служить сума квадратів різниць між ними, тобто (1.2):

$$\sum_{i=1}^N (y' - y)^2 \quad (1.2)$$

де  $y'$  - оцінка, отримана за допомогою моделі,  
 $y$  - фактичне значення, що спостерігається. Очевидно, що найкращою буде та модель, яка мінімізує цю суму.

Найважливішим застосуванням МНК в аналізі даних є лінійна регресія, де параметри регресійної моделі обчислюються так, щоб сума квадратів відстаней від лінії регресії до фактичних значень даних була мінімальною.

## 2.3 Метод опорних векторів

Серед методів теорії штучного інтелекту виділимо метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM), який знаходить своє застосування у задачах класифікації та регресії. За результатами аналізу літератури до головних переваг метода можна віднести менший час сходження у порівнянні

з НС, більш просто процедуру визначення структури моделі, при цьому в точності результату даний метод практично не збавляє перед НС.

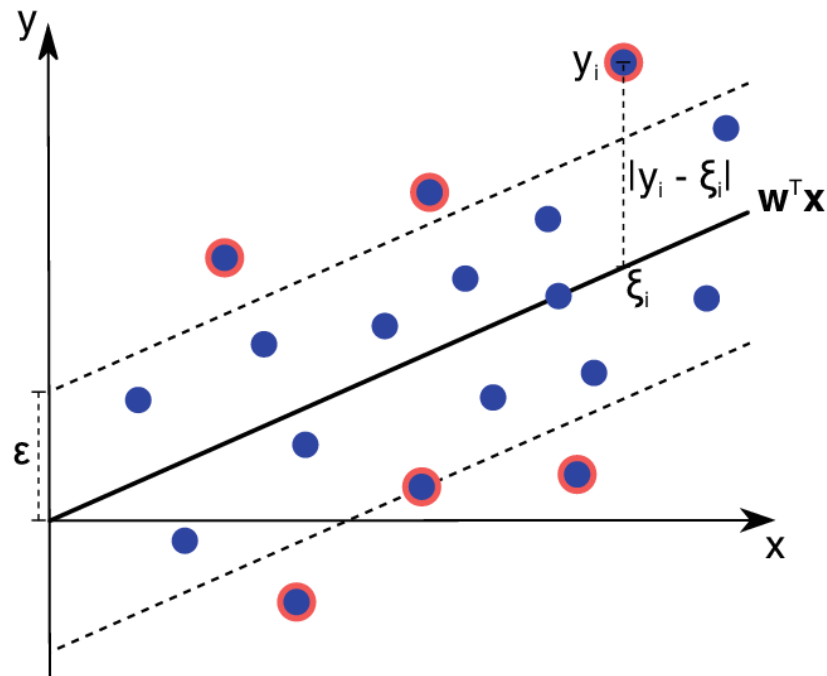


Рисунок 2.2 Метод опорних векторів

## 2.4 Древа рішень

Це метод, який зазвичай використовується в інтелектуальному аналізі даних. Метою є створення моделі, яка передбачає значення цільової змінної, ґрунтуючись на деяких вхідних змінних. Кожен внутрішній вузол відповідає одній з вхідних змінних. Є ребра до нащадків для кожного можливого значення цільової змінної, що визначається значенням вхідних змінних від кореня до аркуша.

Дерево може бути навчено шляхом розщеплення множини на підмножини, ґрунтуючись на перевірці значень атрибутів. Цей процес, повторюваний на кожній отриманій підмножині рекурсивним шляхом,

називається рекурсивним секціонуванням. Рекурсія припиняється коли підмножина у вузлі має те саме значення цільової змінної або коли розбиття не додає значення в передбачення. Цей процес індукції зверху вниз дерев рішень.

При інтелектуальному аналізі даних дерева рішень можуть бути описані також як комбінації математичних і обчислювальних технік з метою опису, категоризації та узагальнення заданого набору даних.

Дані приходять у вигляді записів виду (1.3):

$$(x, Y) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, Y) \quad (1.3)$$

Залежна змінна  $Y$  є цільовою змінною, яку ми намагаємося зрозуміти, класифікувати чи узагальнити. Вектор  $x$  складається з ознак  $x_1, x_2, x_3$  тощо, які використовуються для завдання.

## 2.5 Використання нейронних мереж

Електронні моделі структури нашого мозку по своїй суті є штучними нейронними мережами. Це легко пояснюється тим, що наш останні розвиваються, як і наш мозок з плином часу, якщо звичайно робити якісь кроки у цьому напрямку. Є такі завдання, які звичайний стаціонарний комп'ютер не може дозволити собі виконати, і тут на допомогу приходять НМ.

У нашого мозку є спеціальні клітини під назвою нейрони, що можуть розвиватися завдяки досвіду, що проходить людина. Ця особливість і відрізняє їх від інших клітин нашого організму.

Але така клітина не є простою, вона передає сигнали через велику кількість електрохімічних зв'язків. Вона має свої індивідуальні складові та механізми управління. Від того вчишся ти постійно та яке в тебе генетичне

програмування залежить сила розуму. Крім цього впливає кількість та різноманіття зв'язків між базовими компонентами мозку.

Дві популярні парадигми у галузі машинного навчання. Перші здійснили справжню революцію в галузі обробки великих обсягів даних, давши початок новому напрямку, що отримав назву глибинне навчання. Другі зазвичай застосовувалися для обробки малих даних. Математичний апарат, розроблений у 2010 році, дозволяє конструювати масштабовані байєсівські моделі. Це дає можливість застосувати механізми байєсовського виведення у сучасних нейронних мережах. Навіть перші спроби побудови гібридних нейробайєсівських моделей призводять до несподіваних та цікавих результатів. Наприклад, завдяки використанню байєсовського виведення в нейронних мережах вдається стиснути мережу приблизно у 100 разів без втрати точності її роботи.

Нейробайєсовський підхід потенційно може вирішити низку відкритих проблем у глибинному навчанні: можливість катастрофічного перенавчання на шуми в даних, самовпевненість нейронної мережі навіть у помилкових передбаченнях, неінтерпретованість процесу прийняття рішення, вразливість до ворожих атак (adversarial attacks). Всі ці проблеми усвідомлюються науковою спільнотою, над їх вирішенням працюють багато колективів по всій планеті, але готових відповідей поки що немає.

У світі створені нейронні мережі, здатні малювати картини в будь-якому художньому стилі, впевнено обігравати чемпіона світу в найскладнішу логічну гру на планеті, записувати музичні альбоми і наслідувати поведінку людини в електронному листуванні. Все перераховане – поки що лише демонстрація частини можливостей технології, реальне застосування якої як у бізнесі, так і в побуті ми побачимо в найближчому майбутньому.

Іншими словами, нейронні мережі дозволять не тільки і не стільки замінити людську працю у складніших трудових активностях, скільки стати корисним інструментом для фахівців та управлінців безлічі областей.

На зображенні нижче можна розглянути біологічний нейрон (Рисунок 2.1) [26].

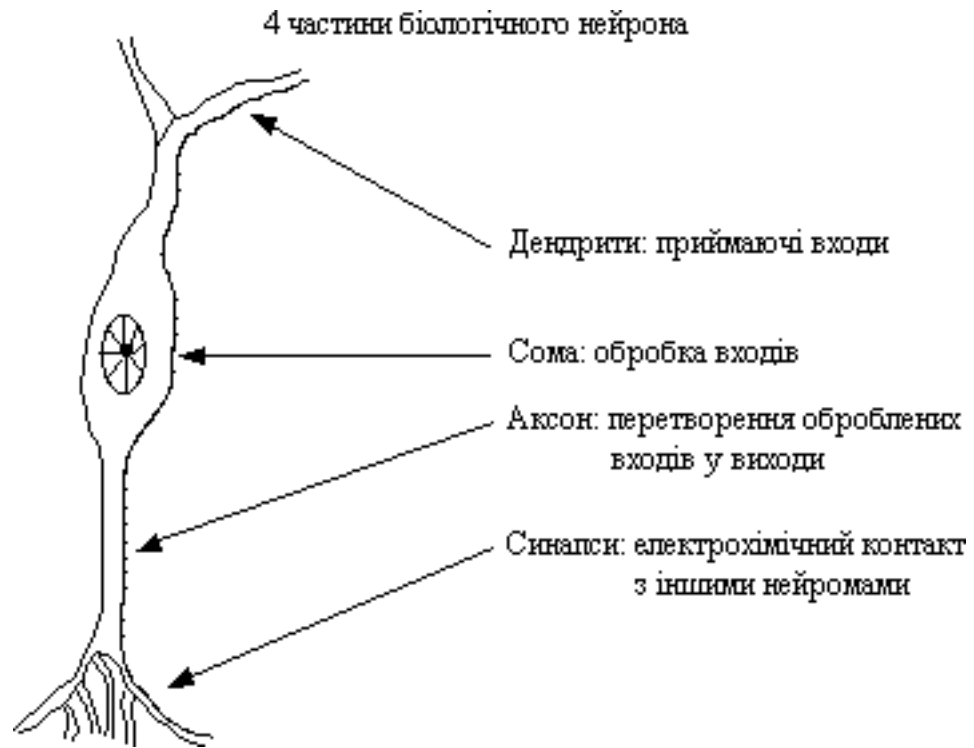


Рисунок 2.3 – Схема біологічного нейрона

Корисна аналогія — думати про нейрон як про дерево. Нейрон має три основні частини: дендрити, аксон і тіло клітини або сому (див. зображення нижче), які можуть бути представлені як гілки, коріння та стовбур дерева відповідно. Дендрит (гілка дерева) — це місце, де нейрон отримує вхідні дані від інших клітин. Дендрити розгалужуються, рухаючись до своїх кінчиків, як і гілки дерев, і на них навіть є листоподібні структури, які називаються шипами.

Аксон (коріння дерева) є вихідною структурою нейрона; коли нейрон хоче поговорити з іншим нейроном, він посилає електричне повідомлення, яке називається потенціалом дії, по всьому аксону. Сома (стовбур дерева) — це місце, де знаходиться ядро, де міститься ДНК нейрона і де створюються білки

для транспортування по аксону та дендритам. Деревоподібна структура нейрона. Дендритні шипи — це невеликі структури, які отримують вхідні дані від аксонів інших нейронів. Зображення в нижньому правому куті: сегмент дендрита, від якого відходять шипи, як листя гілки дерева. Зверніть увагу на дуже маленький розмір ( $\sim 0,001$  мм). Існують різні типи нейронів, як у головному, так і в спинному мозку. Зазвичай їх поділяють відповідно до того, де вони зароджуються, куди проєктуються і які нейромедіатори вони використовують.

Аксон — довга тонка структура, в якій генеруються потенціали дії; передавальна частина нейрона. Після ініціації потенціали дії рухаються вниз по аксонам, щоб викликати вивільнення нейромедіатора.

Дендрит — приймальна частина нейрона. Дендрити отримують синоптичні вхідні дані від аксонів, при цьому загальна сума дендритних входів визначає, чи буде нейрон запускати потенціал дії.

Хребет — невеликі виступи на дендритах, які для багатьох синапсів є місцем постсинаптичного контакту.

Потенціал дії — коротка електрична подія, яка зазвичай генерується в аксоні, яка сигналізує нейрону як «активному». Потенціал дії проходить по довжині аксона і викликає викид нейромедіатора в синапс. Потенціал дії і подальше вивільнення передавача дозволяють нейрону спілкуватися з іншими нейронами.

У людини існує багато варіацій цього основного типу нейронів, що ще більше ускладнює спроби людини електрично відтворити процес мислення. Проте всі природні нейрони мають ті самі чотири основні компоненти. Ці компоненти відомі за своїми біологічними назвами - дендрити, сома, аксон і синапси. Дендрити — це волосся, схожі на розширення соми, які діють як вхідні канали. Ці вхідні канали отримують свій вхід через синапси інших нейронів. Потім сома з часом обробляє ці вхідні сигнали. Потім сома



перетворює це оброблене значення на вихід, який надсилається іншим нейронам через аксон і синапси.

Останні експериментальні дані надали додаткові докази того, що біологічні нейрони структурно складніші, ніж наведене вище спрощене пояснення. Вони значно складніші, ніж існуючі штучні нейрони, які вбудовані в сучасні штучні нейронні мережі. Оскільки біологія забезпечує краще розуміння нейронів, а в міру розвитку технологій розробники мереж можуть продовжувати вдосконалювати свої системи, спираючись на розуміння людини біологічного мозку.

Але наразі метою штучних нейронних мереж не є грандіозне відтворення мозку. Навпаки, дослідники нейронних мереж шукають розуміння можливостей природи, завдяки яким люди можуть розробляти рішення проблем, які не були вирішені традиційними обчислювальними засобами.

### 2.5.1 Класичні нейронні мережі

Для цього основний блок нейронних мереж, штучні нейрони, моделюють чотири основні функції природних нейронів. На рисунку 2.2 показано фундаментальне зображення штучного нейрона.

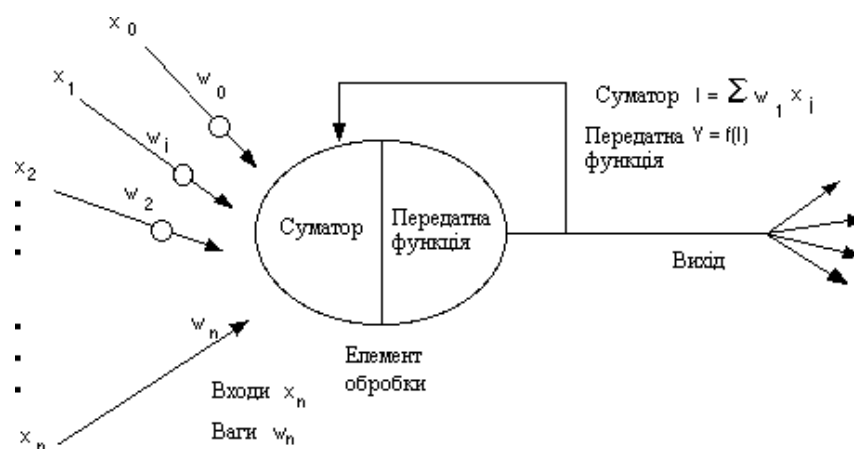


Рисунок 2.2 – Базовий штучний нейрон

На останньому малюнку різні входи в мережу представлені математичним символом  $x(n)$ . Кожен з цих входів помножується на вагу підключення. Ці ваги представлені  $w(n)$ . У найпростішому випадку ці продукти просто підсумовуються, подаються через передатну функцію для генерування результату, а потім виводяться. Цей процес придатний для фізичної реалізації у великих масштабах у невеликому пакеті. Ця електронна реалізація все ще можлива з іншими мережевими структурами, які використовують різні функції підсумовування, а також різні функції передачі.

Деякі програми вимагають «чорно-білих» або двійкових відповідей. Ці програми включають розпізнавання тексту, ідентифікацію мовлення та розшифровку зображень сцен. Ці програми необхідні, щоб перетворити реальні вхідні дані в дискретні значення. Ці потенційні значення обмежені деяким відомим набором, як-от символи ASCII або найпоширеніші 50 000 англійських слів. Через це обмеження параметрів виводу ці програми не завжди використовують мережі, що складаються з нейронів, які просто підсумовують і, таким чином, згладжують вхідні дані. Ці мережі можуть використовувати бінарні властивості OR та AND входів. Ці та багато інших функцій можуть бути вбудовані в функції підсумовування та передачі мережі.

Інші мережі працюють над проблемами, де рішення не є лише одним із кількох відомих значень. Ці мережі повинні мати нескінченну кількість відповідей. Застосування цього типу включають «інтелект», що стоїть за роботизованими рухами. Цей «інтелект» обробляє вхідні дані, а потім створює вихідні дані, які фактично змушують якийсь пристрій рухатися. Цей рух може охоплювати нескінченну кількість дуже точних рухів. Ці мережі справді хочуть згладжувати свої вхідні дані, які через обмеження датчиків надходять безперервними секціями, скажімо, тридцять разів на секунду. Для цього вони можуть прийняти ці вхідні дані, підсумувати ці дані, а потім створити вихід, наприклад, застосувавши гіперболічний дотичний як передатну функцію.

Таким чином, вихідні значення з мережі є безперервними і задовольняють більше реальних інтерфейсів.

Інші програми можуть просто підсумовувати та порівнювати з пороговим значенням, таким чином створюючи один із двох можливих результатів: нуль або одиницю. Інші функції масштабують вихідні дані відповідно до програми, наприклад значення мінус один і один. Деякі функції навіть інтегрують вхідні дані з часом, створюючи залежні від часу мережі.

У доступних на даний момент пакетах програмного забезпечення ці штучні нейрони називаються «елементами обробки» і мають набагато більше можливостей, ніж простий штучний нейрон, описаний вище. Ці можливості будуть обговорені пізніше в цьому звіті. На малюнку 2.3 представлена більш детальна схема цього все ще спрощеного штучного нейрона.

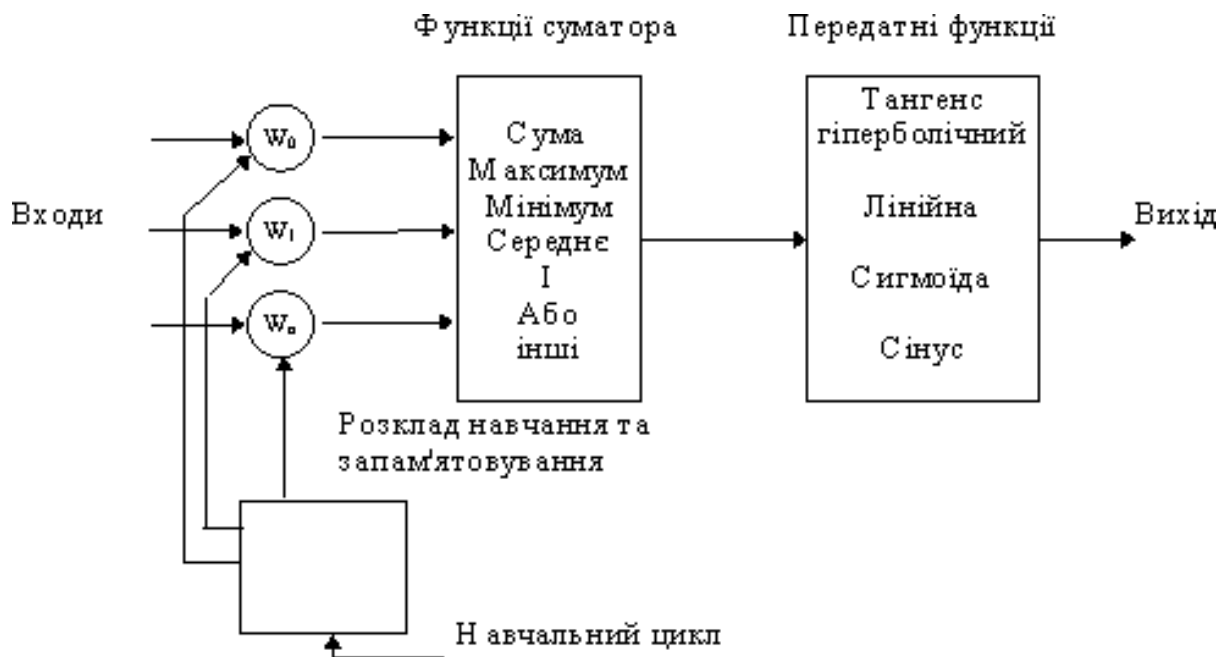


Рисунок 2.3 – Модель «елементу обробки»

На малюнку 2.3 вхідні дані вводяться в елемент обробки зверху зліва. Першим кроком є помноження кожного з цих вхідних даних на відповідний ваговий коефіцієнт ( $w(n)$ ). Потім ці модифіковані вхідні дані надходять у

функцію підсумовування, яка зазвичай просто підсумовує ці продукти. Проте можна вибрати багато різних типів операцій. Ці операції можуть створити ряд різних значень, які потім поширюються вперед; такі значення, як середнє, найбільше, найменше, значення ORed, значення ANDed тощо. Крім того, більшість комерційних продуктів розробки дозволяють інженерам програмного забезпечення створювати власні функції підсумовування за допомогою підпрограм, закодованих мовою вищого рівня (C зазвичай підтримується). Іноді функція підсумовування додатково ускладнюються додаванням функції активації, яка дозволяє функції підсумовування працювати чутливим до часу способом.

У будь-якому випадку вихід функції підсумовування потім надсилається в передатну функцію. Ця функція потім перетворює це число на реальний вихід за допомогою певного алгоритму. Саме цей алгоритм приймає вхідні дані і перетворює їх в нуль або одиницю, мінус одиницю або одиницю, або якесь інше число. Зазвичай підтримуються функції передачі: сигмоподібна, синусоподібна, гіперболічна тангенс тощо. Ця функція передачі також може масштабувати вихідний сигнал або керувати його значенням за допомогою порогових значень. Результатом передатної функції зазвичай є безпосередній вихід елемента обробки. Приклад роботи передатної функції показано на рисунку 2.4.

Ця сигмоподібна передаточна функція бере значення з функції підсумовування, яка називається сумою на малюнку 2.4, і перетворює його на значення від нуля до одиниці.

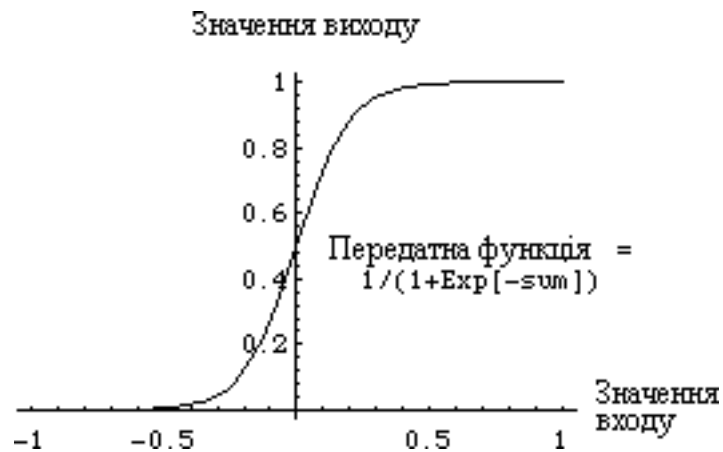


Рисунок 2.4 – Сигмоподібна передаточна функція

Нарешті, елемент обробки готовий вивести результат своєї передатної функції. Цей вихід потім вводиться в інші елементи обробки або в зовнішнє з'єднання, як диктує структура мережі.

Усі штучні нейронні мережі будуються з цього основного будівельного блоку - елемента обробки або штучного нейрона. Саме різноманітність і фундаментальні відмінності цих будівельних блоків частково зумовлюють реалізацію нейронних мереж «мистецтвом».

Інша частина «мистецтва» використання нейронних мереж обертається навколо безлічі способів об'єднання цих окремих нейронів разом. Це групування відбувається в свідомості людини таким чином, що інформація може оброблятися динамічно, інтерактивно та самоорганізуючись. Біологічно нейронні мережі будуються в тривимірному світі з мікроскопічних компонентів. Ці нейрони, здається, здатні до практично необмежених взаємозв'язків. Це не стосується жодної запропонованої або існуючої штучної мережі. Інтегральні схеми, що використовують сучасні технології, являють собою двовимірні пристрої з обмеженою кількістю шарів для взаємозв'язку. Ця фізична реальність обмежує типи та масштаби штучних нейронних мереж, які можуть бути реалізовані в кремнії.

В даний час нейронні мережі є простою кластеризацією примітивних штучних нейронів. Ця кластеризація відбувається шляхом створення шарів, які потім з'єднуються один з одним. Спосіб з'єднання цих шарів – це інша частина «мистецтва» інженерних мереж для вирішення проблем реального світу.

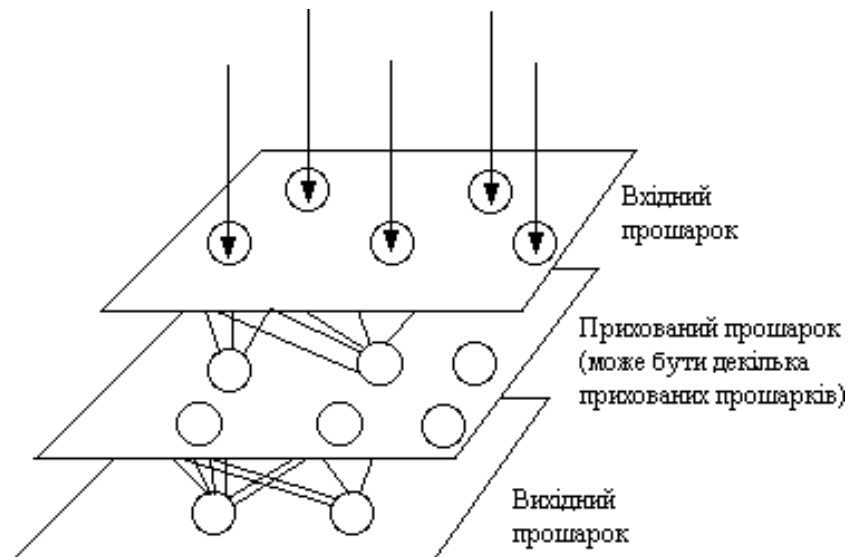


Рисунок 2.5 – Діаграма простої нейронної мережі

В основному всі штучні нейронні мережі мають подібну структуру або топологію, як показано на рисунку 2.5. У цій структурі деякі нейрони підключаються до реального світу, щоб отримувати його вхідні дані. Інші нейрони забезпечують реальний світ вихідними сигналами мережі. Цей вихід може бути конкретним символом, який мережа вважає, що вона відсканувала, або конкретним зображенням, яке, на її думку, переглядається. Всі інші нейрони приховані від очей.

Але нейронна мережа — це більше, ніж купа нейронів. Деякі ранні дослідники намагалися просто з'єднати нейрони випадковим чином, але без особливого успіху. Тепер відомо, що навіть мозок равликів є структурованими пристроями. Один із найпростіших способів розробки конструкції —

створення шарів елементів. Саме групування цих нейронів у шари, зв'язки між цими шарами та функції підсумовування та передачі містять функціонуючу нейронну мережу. Загальні терміни, які використовуються для опису цих характеристик, є загальними для всіх мереж.

Хоча існують корисні мережі, які містять лише один шар або навіть один елемент, більшість додатків вимагають мереж, які містять принаймні три нормальні типи шарів – вхідний, прихований та вихідний. Рівень вхідних нейронів отримує дані або з вхідних файлів, або безпосередньо від електронних датчиків у програмах реального часу. Вихідний рівень надсилає інформацію безпосередньо у зовнішній світ, на вторинний комп'ютерний процес або на інші пристрої, такі як механічна система керування. Між цими двома шарами може бути багато прихованих шарів. Ці внутрішні шари містять багато нейронів у різних взаємопов'язаних структурах. Входи та виходи кожного з цих прихованих нейронів просто надходять до інших нейронів.

У більшості мереж кожен нейрон у прихованому шарі отримує сигнали від усіх нейронів у шарі над ним, як правило, вхідному шарі. Після того, як нейрон виконує свою функцію, він передає свій вихід усім нейронам у шарі під ним, забезпечуючи прямий шлях до виходу. (Примітка: у розділі 5 креслення перевернуті, входи йдуть знизу, а виходи виходять зверху.)

Ці лінії зв'язку від одного нейрона до іншого є важливими аспектами нейронних мереж. Вони є клеєм для системи. Це з'єднання, які забезпечують змінну потужність входу. Існує два типи цих з'єднань. Один змушує механізм підсумовування наступного нейрона додавати, а інший змушує його віднімати. Говорячи більш людськими словами, один збуджує, а інший гальмує.

Деякі мережі хочуть, щоб нейрон пригнічував інші нейрони в тому ж шарі. Це називається бічним гальмуванням. Найчастіше це використовується у вихідному шарі. Наприклад, у розпізнаванні тексту, якщо ймовірність того, що символ є «P» дорівнює 0,85, а ймовірність того, що символ буде «F», дорівнює 0,65, мережа хоче вибрати найвищу ймовірність і заблокувати всі

інші. Це можна зробити за допомогою бічного гальмування. Це поняття ще називають конкуренцією.

Інший тип з'єднання - зворотний зв'язок. Тут вихідні дані одного шару повертаються до попереднього шару. Приклад цього показано на рисунку 2.6.

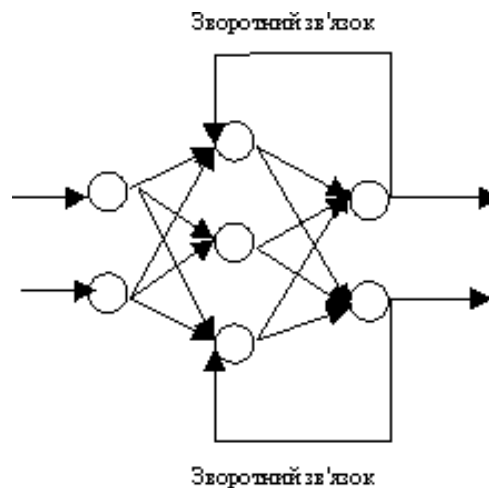


Рисунок 2.6 – Мережа зі зворотнім зв'язком

Спосіб з'єднання нейронів один з одним має значний вплив на роботу мережі. У більших, більш професійних пакетах для розробки програмного забезпечення користувачеві дозволяється додавати, видаляти та контролювати ці з'єднання за бажанням. За допомогою «налаштування» параметрів ці зв'язки можна зробити або збуджувати, або гальмувати.

Після того, як мережа була структурована для певної програми, ця мережа готова до навчання. Для початку цього процесу початкові ваги вибираються випадковим чином. Потім починається навчання, або навчання.

Існує два підходи до навчання – контрольований і безнаглядний. Навчання під керівництвом включає механізм надання мережі бажаного результату або шляхом ручного «оцінювання» продуктивності мережі, або надання бажаних результатів разом із входами. Навчання без нагляду – це те, коли мережа повинна розуміти вхідні дані без сторонньої допомоги.



Переважна частина мереж використовує навчання з наглядом. Навчання без нагляду використовується для виконання початкової характеристики вхідних даних. Однак у повному розумінні того, що ви справді самонавчаєтеся, це все ще просто блискуча обіцянка, яка не повністю зрозуміла, не повністю працює, і, таким чином, передається в лабораторію.

### 2.5.2 Рекурентні нейронні мережі

Рекурентна нейронна мережа (RNN) є однією з основних архітектур. Багато сучасних сучасних архітектур натхненні RNN. Ключовою особливістю RNN є те, що мережа має зворотний зв'язок, на відміну від традиційної нейронної мережі з прямим зв'язком. Цей цикл зворотного зв'язку дозволяє RNN моделювати вплив ранніх частин послідовності на більш пізню частину послідовності, що є дуже важливою особливістю, коли мова йде про моделювання послідовностей.

Існує багато різних архітектур для RNN. Однією з ключових відмінностей архітектур є зворотний зв'язок всередині мережі. Як правило, RNN можна «розгорнути» в часі та тренувати за допомогою зворотного поширення в часі, де той самий набір ваг використовується для шару на кількох кроках часу та оновлюється за допомогою градієнтів, подібних до алгоритму зворотного поширення.

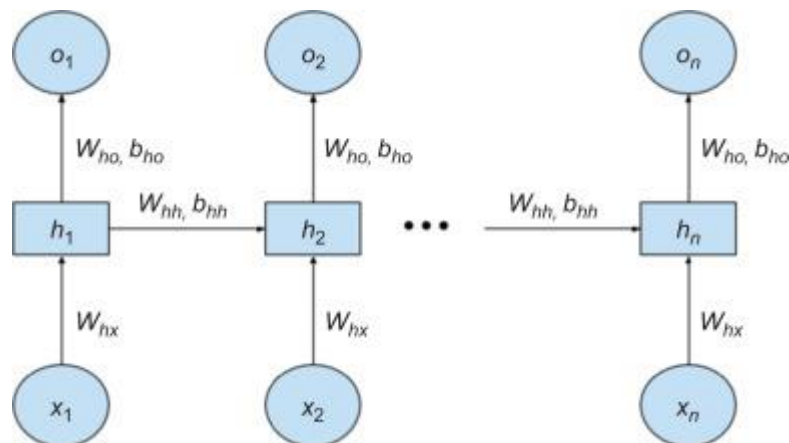


Рисунок 2.7 – Структура RNN

Рекурентна нейронна мережа (RNN) — це тип штучної нейронної мережі, яка використовує послідовні дані або дані часових рядів. Ці алгоритми глибокого навчання зазвичай використовуються для порядкових або тимчасових проблем, таких як мовний переклад, обробка природної мови (nlp), розпізнавання мовлення та підписання зображень; вони включені в популярні програми, такі як Siri, голосовий пошук і Google Translate. Подібно до прямих і згорткових нейронних мереж (CNN), рекурентні нейронні мережі використовують навчальні дані для навчання. Вони відрізняються своєю «пам'яттю», оскільки вони беруть інформацію з попередніх входів, щоб впливати на поточний вхід і вихід. У той час як традиційні глибокі нейронні мережі припускають, що входи та виходи незалежні один від одного, вихід рекурентних нейронних мереж залежить від попередніх елементів у послідовності. Хоча майбутні події також можуть бути корисними для визначення результатів даної послідовності, однонаправлені рекурентні нейронні мережі не можуть врахувати ці події у своїх прогнозах.

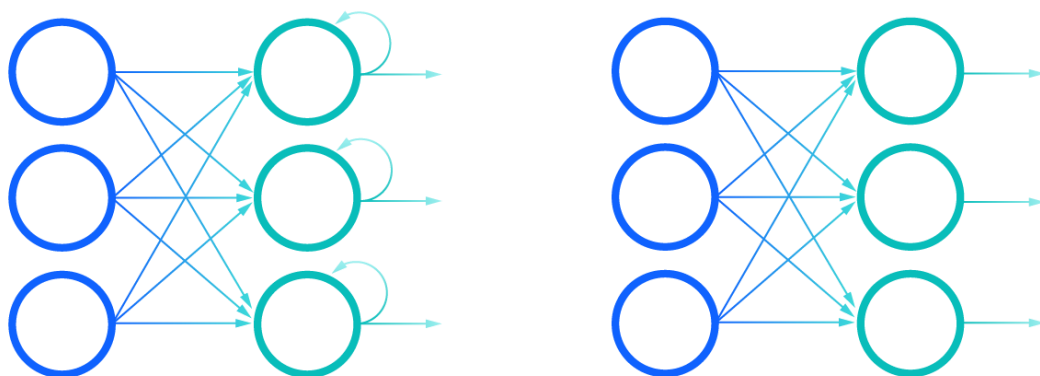


Рисунок 2.8 – Порівняння рекурентних нейронних мереж (ліворуч) і нейронних мереж із прямим зв'язком (праворуч)

Давайте візьмемо ідіому, наприклад «почуття під погодою», яка зазвичай використовується, коли хтось хворіє, щоб допомогти нам у поясненні RNN. Для того, щоб ідіома мала сенс, вона повинна бути виражена в цьому певному порядку. В результаті рекурентним мережам потрібно враховувати позицію кожного слова в ідіомі, і вони використовують цю інформацію для прогнозування наступного слова в послідовності.

Дивлячись на мережу нижче, «згорнута» мережа RNN представляє всю нейронну мережу, а точніше всю передбачену фразу, як-от «почуття під погодою». «Розгорнутий» мережа представляє окремі шари або часові кроки нейронної мережі. Кожен шар співвідноситься з одним словом у цій фразі, наприклад «погода». Попередні входні дані, такі як «відчуття» та «під», будуть представлені як прихований стан на третьому кроці часу, щоб передбачити вихід у послідовності «the».

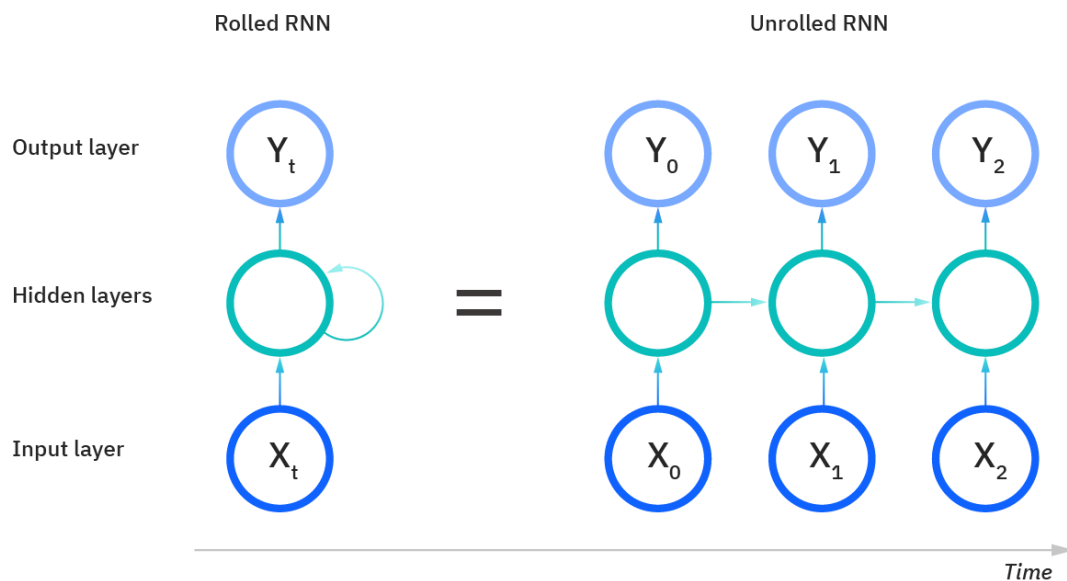


Рисунок 2.9 – Rolled та Unrolled рекурентні нейронні мережі

Іншою відмінною характеристикою рекурентних мереж є те, що вони мають спільні параметри на кожному рівні мережі. У той час як мережі прямого зв'язку мають різні ваги в кожному вузлі, рекурентні нейронні мережі

мають однаковий параметр ваги в кожному шарі мережі. Тим не менш, ці ваги все ще коригуються в процесі зворотного поширення та градієнтного спуску, щоб полегшити навчання з підкріпленням.

Рекурентні нейронні мережі використовують алгоритм зворотного поширення через час (ВРТТ) для визначення градієнтів, який дещо відрізняється від традиційного зворотного поширення, оскільки він специфічний для даних послідовності. Принципи ВРТТ такі ж, як і традиційне зворотне поширення, коли модель тренується, обчислюючи помилки від вихідного рівня до вхідного. Ці розрахунки дозволяють нам належним чином налаштувати та підігнати параметри моделі. ВРТТ відрізняється від традиційного підходу тим, що ВРТТ підсумовує помилки на кожному кроці часу, тоді як мережі з прямим зв'язком не повинні підсумовувати помилки, оскільки вони не поділяють параметри на кожному рівні.

Завдяки цьому процесу RNN, як правило, стикаються з двома проблемами, відомими як градієнти, що вибухають, і градієнти, що зникають. Ці проблеми визначаються розміром градієнта, який є нахилом функції втрат вздовж кривої помилки. Коли градієнт занадто малий, він продовжує зменшуватися, оновлюючи параметри ваги, доки вони не стануть незначними, тобто. 0. Коли це відбувається, алгоритм більше не навчається. Розривні градієнти виникають, коли градієнт занадто великий, створюючи нестабільну модель. У цьому випадку ваги моделі виростуть занадто великими, і в кінцевому підсумку вони будуть представлені як NaN. Одним із рішень цих проблем є зменшення кількості прихованих шарів у нейронній мережі, усуваючи частину складності в моделі RNN.

Мережі прямого зв'язку відображають один вхід на один вихід, і хоча ми візуалізували повторювані нейронні мережі таким чином на наведених вище діаграмах, вони насправді не мають цього обмеження. Натомість їхні вхідні та вихідні дані можуть відрізнятися за довжиною, і різні типи RNN використовуються для різних випадків використання, таких як створення

музики, класифікація настроїв та машинний переклад. Різні типи RNN зазвичай виражаються за допомогою наступних діаграм:



Рисунок 2.10 – Один до одного.

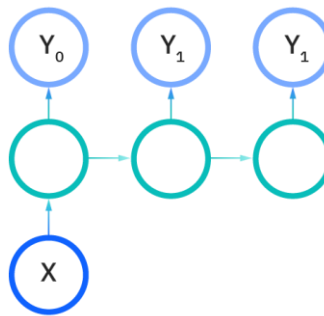


Рисунок 2.11 – Один до багатьох.

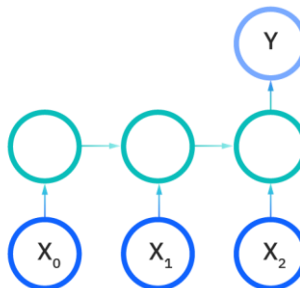


Рисунок 2.12 – Багато до одного.

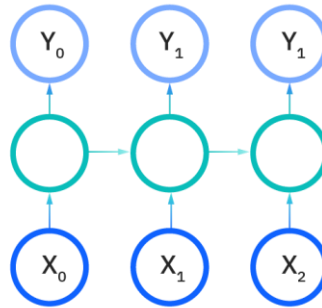


Рисунок 2.13 – Багато до багатьох (1).

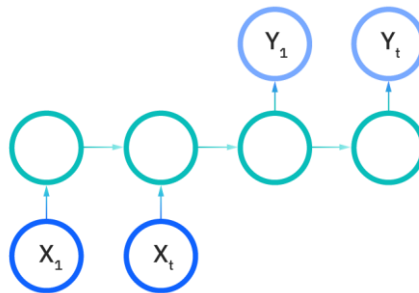


Рисунок 2.14 – Багато до багатьох (2).

Функція активації визначає, чи слід активувати нейрон. Нелінійні функції зазвичай перетворюють вихід заданого нейрона на значення між 0 і 1 або -1 і 1. Деякі з найбільш часто використовуваних функцій визначаються таким чином:

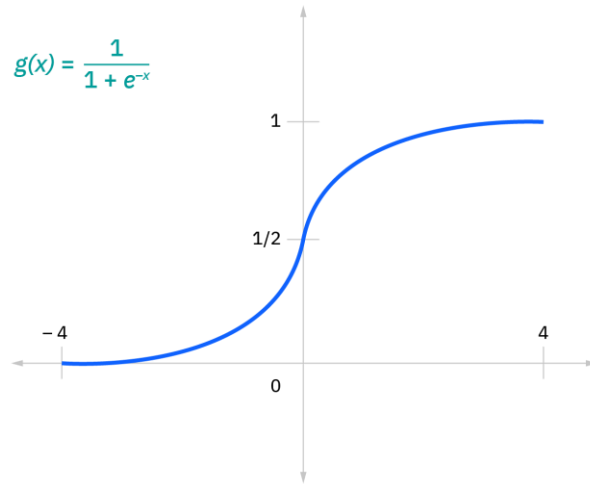


Рисунок 2.15 Sigmoid тип функції

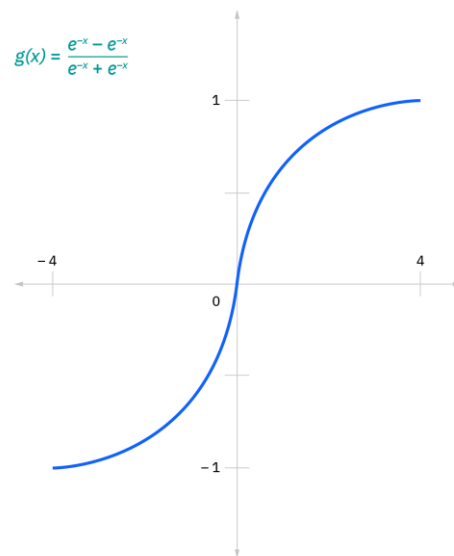


Рисунок 2.16 Tanh тип функції

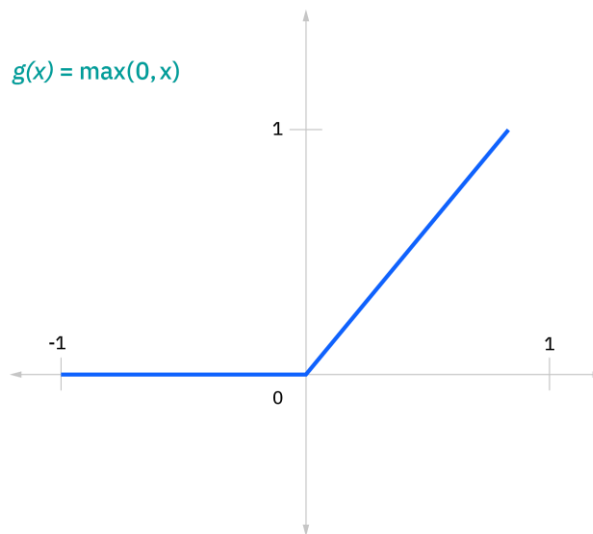


Рисунок 2.17 Relu тип функції

### 2.5.3 Нейронні мережі типу LSTM

Класична архітектура LSTM характеризується постійним лінійним станом осередку, оточеним нелінійними шарами, що подають вхідні дані та аналізують вихідні дані. Конкретно стан комірки працює узгоджено з 4 шарами стробування, їх часто називають вентилями забуття, (2x) введення та виведення.

Шлюз забуття вибирає, від яких значень старого стану комірки потрібно позбутися, на основі поточних вхідних даних. Два вхідних вентиля (часто позначаються  $i$  та  $j$ ) працюють разом, щоб вирішити, що додати до стану комірки залежно від входу.  $i$  та  $j$  зазвичай мають різні функції активації, які ми інтуїтивно очікуємо використовувати, щоб запропонувати вектор масштабування та значення-кандидати для додавання до стану клітинки.



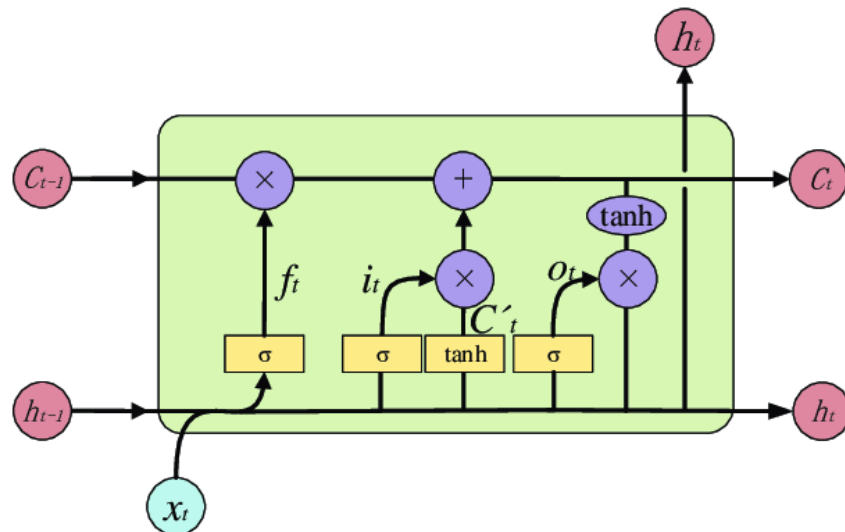


Рисунок 2.17 Структура класичної LSTM

Нарешті, вихідний вентиль визначає, які частини стану комірки слід передати на вихід. Зауважте, що у випадку класичних LSTM вихід  $h$  складається з активації прихованого рівня (наприклад, вони можуть бути піддані подальшим рівням для класифікації), а вхід складається з вихідних даних попереднього прихованого стану та будь-яких нових даних  $x$ , наданих у поточному кроку часу.

Оригінальний LSTM негайно покращив сучасний рівень техніки щодо набору синтетичних експериментів із тривалими часовими лагами між відповідними фрагментами даних. Перенесемося вперед до сьогоднішнього дня, і ми все ще бачимо, що класичний LSTM є основним елементом найсучасніших проривів у навчанні з підкріпленням, як-от команда гри в Dota 2 OpenAI Five.

Досліджуючи архітектуру політики більш детально, ви можете побачити, що хоча кожен агент використовує ряд щільних шарів ReLU для виділення функцій і остаточної класифікації рішень, LSTM з 1024 одиниць формує основне представлення досвіду кожного агента в грі. Подібна схема

була використана OpenAI для навчання роботизованої руки Shadow з нуля маніпулювати кольоровим кубом для досягнення довільних обертань.

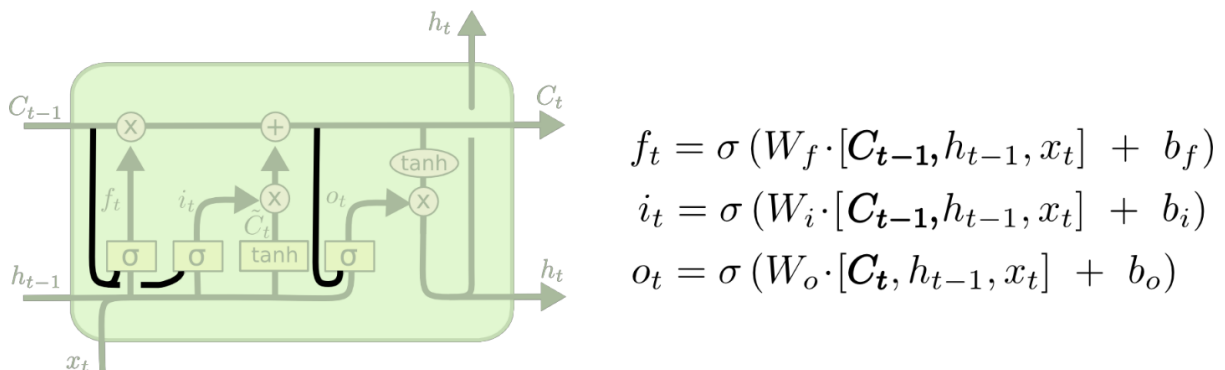
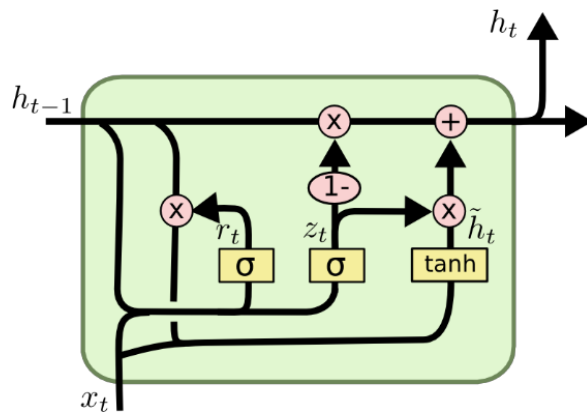


Рисунок 2.18 Оглядові з'єднання LSTM шару

Класичний LSTM долає проблему зникнення градієнтів у повторюваній нейронній мережі, розгорнутій у часі, з'єднуючи всі моменти часу через постійний стан клітинки (у ранніх роботах, що описують LSTM), часто називають «каруселлю постійної помилки». Проте шари стробування, які визначають, що забути, що додати і навіть що взяти зі стану комірки як вихід, не враховують вміст самої комірки.

Інтуїтивно зрозуміло, що агент або модель хотіли б дізнатися про спогади, які вони вже мають, перш ніж замінити їх новими. Введіть LSTM з'єднання вічка. Ця модифікація (показана темно-фіолетовим кольором на малюнку вище) просто об'єднує вміст стану комірки з входами рівня стробування. Зокрема, було показано, що ця конфігурація пропонує покращену здатність підрахунку та часових відстаней між рідкісними подіями, коли цей варіант був спочатку представлений. Надання деяких з'єднань стану клітини з рівнями в LSTM залишається звичайною практикою, хоча конкретні варіанти відрізняються тим, до яких саме шарів надається доступ.



$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$

Рисунок 2.19 – Gated Recurrent Unit

Схематично рекурентний блок із закритим доступом (GRU) виглядає складніше, ніж класичний LSTM. Насправді це трохи простіше, і завдяки своїй відносній простоті тренується трохи швидше, ніж традиційний LSTM. GRU об'єднують функції стробування вхідного шлюза  $j$  і шлюза забуття  $f$  в один вентиль оновлення  $z$ .

Практично це означає, що позиції стану клітинок, призначені для забуття, будуть відповідати точкам входу для нових даних. Інша ключова відмінність GRU полягає в тому, що стан комірки та прихований вихід  $h$  були об'єднані в один рівень прихованого стану, тоді як блок також містить проміжний внутрішній прихований стан.

Рекурентні блоки зі стробуванням (GRU) були використані як основа для демонстрації екзотичних концепцій, таких як нейронні графічні процесори, а також простішої моделі для навчання послідовності в цілому, наприклад, машинного перекладу. GRU є здатним варіантом LSTM, і вони були досить популярними з моменту їх створення. Хоча вони можуть швидко навчатися таким завданням, як генерація музики або тексту, вони були описані як менш потужні, ніж класичні LSTM через їх обмеження в підрахунку.

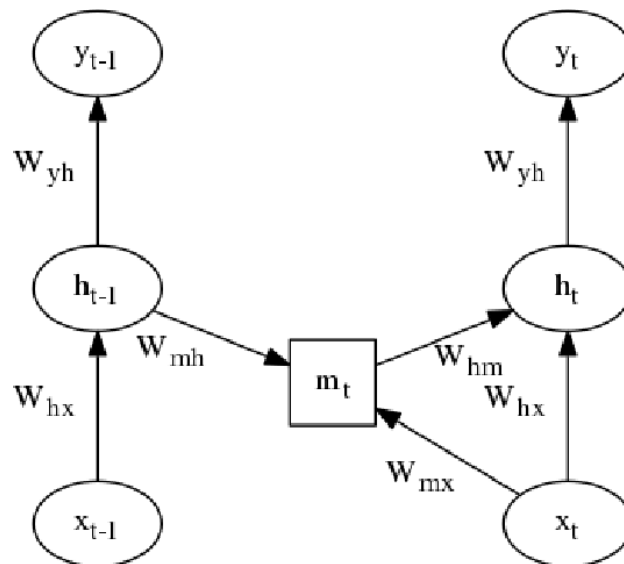


Рисунок 2.20 – Мультиплікаційні LSTM

Мультиплікаційні LSTM (mLSTM) були введені Krause et al 2016. З тих пір цей складний варіант став центральним елементом низки гучних, найсучасніших досягнень в обробці природної мови. Мабуть, найвідомішим з них є неконтрольований нейрон почуття OpenAI.

Дослідники проекту показали, що завдяки попередньому навчанню великої моделі mLSTM неконтрольованому прогнозуванню тексту вона стала набагато ефективнішою і могла виконувати на високому рівні низку завдань НЛП з мінімальною тонкою настройкою. Ряд цікавих функцій у тексті (наприклад, настрої) були миттєво зіставлені з певними нейронами.

Примітно, що той самий феномен інтерпретованих нейронів класифікації, що виникають у результаті навчання без нагляду, було зареєстровано при наскрізному навчанні послідовностей білків. У задачах передбачення наступних залишків білкових послідовностей мультиплікаційні моделі LSTM, очевидно, вивчають внутрішні уявлення, що відповідають основним вторинним структурним мотивам, таким як альфа-спіралі та бета-листки. Послідовність і структура білка – це область, яка дозріла для великих проривів у моделях навчання послідовності без нагляду та під наглядом.

Хоча кількість даних про послідовність зростала в геометричній прогресії протягом останніх кількох років, доступні дані про структуру білка збільшуються набагато більш повільними темпами. Тому наступне серйозне порушення штучного інтелекту в області згортання білка, ймовірно, включатиме певний ступінь неконтрольованого навчання на чистих послідовностях і може навіть затьмарити засмучення DeepMind у складі білка CASP13.

Нарешті, ми прийшли до того, що, мабуть, є найбільш трансформуючим нововведенням у моделях послідовностей за останній час\*. Увага в машинному навчанні відноситься до здатності моделі зосереджуватися на конкретних елементах даних, у нашому випадку на прихованих результатах стану LSTM. Ву та ін. в Google використовували архітектуру, що складається з мережі уваги, затиснутої між шарами кодування та декодування LSTM, щоб досягти найсучаснішого нейронного машинного перекладу.

Це, ймовірно, продовжує використовувати Google Translate до сьогодні. Демонстрація OpenAI використання інструментів у середовищі навчання хованок із підкріпленням є нещодавнім прикладом здатності LSTM зосередити увагу на складному, неструктурованому завданні.

Значні успіхи LSTM з увагою до обробки природної мови передвіщали занепад LSTM в найкращих мовних моделях. Завдяки все більш потужним обчислювальним ресурсам, доступним для досліджень НЛП, найсучасніші моделі тепер регулярно використовують архітектурний стиль, який потребує пам'яті, відомий як трансформатор.

Трансформатори відмовляються від LSTM на користь кодерів/декодерів із прямим зв'язком. Трансформатори уваги усувають потребу в пам'яті стану клітини, вибираючи і вибираючи з цілого фрагмента послідовності одночасно, використовуючи увагу, щоб зосередитися на найважливіших частинах. BERT, ELMo, GPT-2 та інші основні мовні моделі дотримуються цього підходу.

З іншого боку, найсучасніші моделі НЛП спричиняють значний економічний та екологічний вплив для навчання з нуля, вимагаючи ресурсів, доступних в основному для дослідницьких лабораторій, пов'язаних із багатими технологічними компаніями. Величезні енергетичні потреби для цих моделей великих трансформаторів роблять навчання з передачі ще важливішим, але це також залишає багато місця для моделей послідовності на основі LSTM, щоб зробити значущий внесок у завдання, досить відмінні від тих, які навчають великі мовні трансформатори.

## 2.6 Висновки

В даному розділі були розглянуті класичні та рекурентні нейронні мережі, як сучасний підхід до прогнозування. Перед цим було розглянуто моделі та методи, що дозволяють прогнозувати. Останні можуть бути використаними при прогнозі демографічних процесів. Для будівництва СППР були згадані моделі, які також можуть бути використаними для прогнозування гетероскедастичних процесів, що є нелінійними. Останні стали популярніше за останній час.

### 3 ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕМОГРАФІЧНОГО СТАНУ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ ПОБУДОВАНИХ МОДЕЛЕЙ

#### 3.1 Вимоги до розробленого функціоналу отримання прогнозу демографічного стану України

Для отримання якісного прогнозу необхідно триматись технологій, заснованих на застосуванні динаміки методів структурування завдань, методів обробки процесів і критеріїв їх оцінки, моделей, статистичних даних. Використання подібного методу дає гарантію, що на виході буде отримано належний прогноз та прийняті рішення на його основі.

Однак, щоб покрити вимоги для обробки значного бажаю інформації, необхідно мати відповідні інструменти, що є потужними та сучасними. Давайте продумаємо основні вимоги користувача, потрібні для імплементації СППР:

1) Зручна і нескладна мова програмування, що дозволить забезпечити належний розподіл пам'яті та ресурсів, що потрібні для реалізації проекту. Це дозволить зменшити час на обробку реквестів від юзера.

2) Дружелюбний до користувача інтерфейс, що не буде ускладнювати роботу з програмою. Треба забезпечити представлення зрозумілих фінальних результатів.

3) Збереження фінальних результатів у файл.

Програма була написана на мові програмування Python. Були запрограмовані модулі, що дозволяють читати та обробляти данні на вході. Останні розбиваються на основну та тренувальну вибірки. Програмні модулі також відповідають за прогнозування, розрахунок характеристик якості прогнозу, відображення результатів та можливість їх запису у файл.

Для того щоб у вас була можливість користуватися програмою необхідно мати такі характеристики вашого ПК на рис. 3.1:



Рисунок 3.1 – Необхідні характеристики ПК

### 3.2 Вибір інструментальної платформи для реалізації програми

Для реалізації СППР була використана мова програмування Python є мовою високого рівня з відкритим вихідним кодом, інтерпретованою, і забезпечує чудовий підхід до об'єктно-орієнтованого програмування. Це одна з найкращих мов, які використовуються науковцями з даних для різних проектів/додатків із науки про дані. Python надає велику функціональність для роботи з математикою, статистикою та науковими функціями. Він надає чудові бібліотеки для роботи із застосуванням науки про дані.

Однією з головних причин, чому Python широко використовується в наукових і дослідницьких спільнотах, є його простота використання та простий синтаксис, який дозволяє легко адаптувати його для людей, які не мають інженерного досвіду. Він також більше підходить для швидкого створення прототипів. За словами інженерів з наукових кіл і промисловості, фреймворки глибокого навчання, доступні з API Python, на додаток до



наукових пакетів зробили Python неймовірно продуктивним і універсальним. У фреймворках глибокого навчання Python відбулася велика еволюція, і вона швидко оновлюється.

### 3.3 Побудова математичної моделі для демографічних процесів

Було порівняно 4 алгоритми: лінійна регресія, опорна векторна регресія, багат шаровий перцептрон і дерево рішень. Критерієм оцінки була середньоквадратична помилка (RMSE), що вимірює скільки помилок існує між двома наборами даних. Іншими словами вона порівнює прогнозоване значення і відоме. Чим менше значення RMSE, тим ближче прогнозовані та спостережувані значення.

Для пошуку найкращого підходу у прогнозуванні демографічної ситуації були зроблені наступні кроки:

- 1) збір статистичних даних народонаселення України за останні 70 років;
- 2) обробка зібраних даних;
- 3) створення ознак на основі оброблених даних;
- 4) застосування та оптимізації 4-ох вищезгаданих методів для побудови моделей прогнозування;
- 5) калькуляція метрики якості для вибору найкращої моделі;

За результатами програми (Додаток А) були отримані наступні показники наведені у таблиці:

Таблиця 3.1 - Значення популяції та RMSE

	Популяція	RMSE
Багатошаровий перцептрон	41006366	0.1852
Метод опорних векторів	44725700	0.2473
Дерево рішень	4664338	0.3052
Лінійна регресія	6784608	0.4439

Лінійна регресія працювала б тут краще якщо б у нас була б лінійна кореляція між ознаками та цільовою функцією, але демографічний стан в Україні останній 30 років погіршується і значення населення зменшується тоді як ще 30 років тому ми спостерігали довгострокову тенденцію до росту.

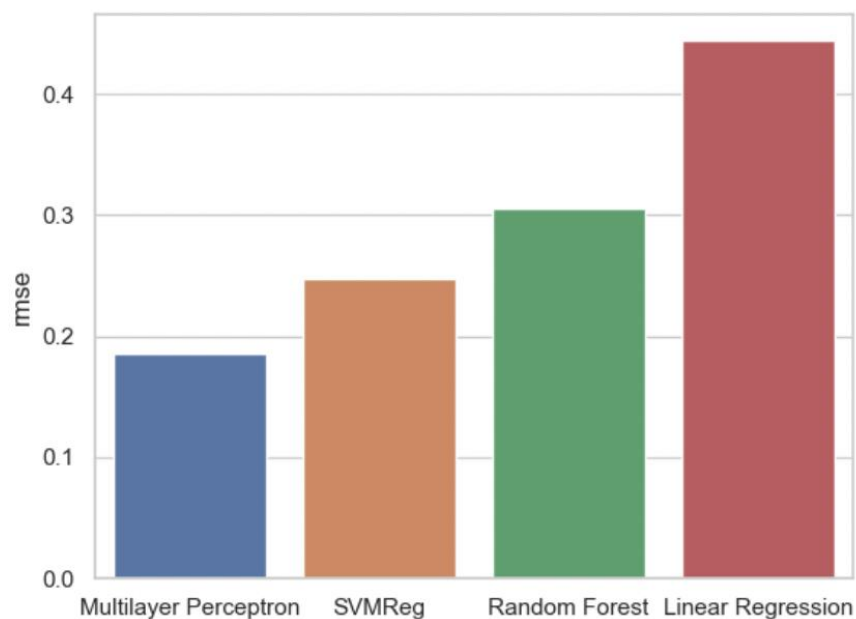


Рисунок 3.2 Порівняльний графік RMSE по методам

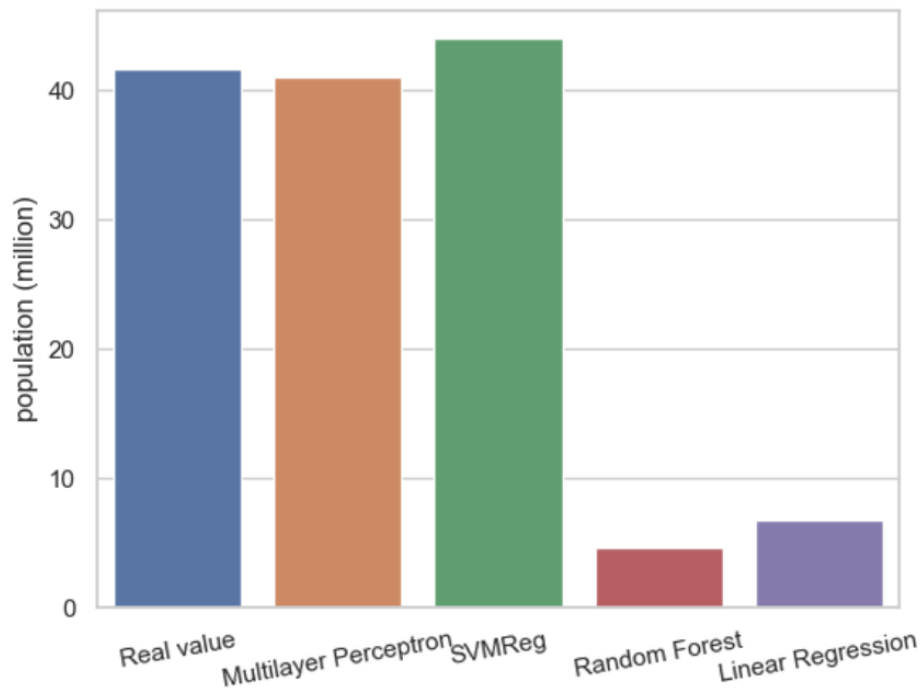


Рисунок 3.3 Порівняльний графік популяції по методам

Тож мною в якості методу прогнозування був обраний багатошаровий перцептрон реалізований у вигляді моделі MLPRegressor, що дає змогу оптимізувати квадратні втрати. Зібравши дані з джерел статистичних даних, я спрогнозував динаміку народонаселення.

Обрана нейронна мережа є прямого розповсюдження, вона має 8 внутрішніх шарів по 125 нейронів кожен. У якості методу оптимізації у навчанні нейронної мережі був обраний досить ефективний алгоритм оптимізації Adam. У ролі активаційної функції була використана RELU через високу коректність та зрозумілість у використанні.

Було використано 3 бібліотеки: scikit-learn, numpy та pandas.

Pandas дає можливість зчитати інформацію із файлу, інші дві для обробки даних та їх підготовки. Scikit-learn дає змогу будувати різні моделі, зокрема, використовуючи нейронні мережі.

## ВИСНОВКИ

Після дослідження, збору та обробки статистичних даних, аналізу якості обраних моделей прогнозування та розробки коду, було створено СППР, що дає адекватний прогноз чисельності населення обраної країни світу на  $N$  років вперед. СППР була розроблена на основі інформаційного підходу мовою програмування python. Було обрано за основу модель MLPRegressor. Ця модель оптимізує квадратні втрати за допомогою LBFGS або стохастичного градієнтного спуску. На основі даних зібраних з різних джерел статистичних даних, було здійснено прогноз динаміки народонаселення. При цьому були застосовані різні підходи до моделювання динамічних процесів. Розроблено максимально простий та зрозумілий інтерфейс користувача, за допомогою якого робота з СППР стала більш приємною. Кожного дня наша планета поповнюється новими жителями і, на жаль, також несе втрати, відбуваються міграції з одного місця в інше, відбуваються явища, що змінюють світ та наш звичний спосіб життя. Саме ці динамічні процеси творять наше повсякдення. Вміння проаналізувати та спрогнозувати їх поведінку дає величезні можливості для побудови стратегій ведення внутрішньої та зовнішньої політики держав, для того щоб покращити рівень життя, та підняти у рейтингу на світовій арені. Досліджено ряд моделей прогнозування нелінійних нестационарних процесів, моделей апроксимації прогнозування та можливість використання нейронних мереж. Висвітлено переваги та недоліки вже існуючих популярних пакетних рішень створення прогнозу. Було сформовано методику побудови моделей інтегрованих та гетероскедастичних процесів, обрано найкращу модель для прогнозування демографічних процесів та найголовніше – реалізовано прогноз демографічного стану України, та проведено аналіз отриманих результатів.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Бідюк П.І., Половцев О.В. Аналіз та моделювання економічних процесів перехідного періоду. К: ПЛАБ -75, 1999. 230 с.
2. Бідюк П.І. Системний підхід до побудови математичних моделей на основі часових рядів. Системні дослідження та інформаційні технології, №3, 2002. 114-131 с.
3. Бідюк П.І. Часові ряди: моделювання та прогнозування. Київ: ЕКМО, 2004. 144 с.
4. Шекера О.Г. Демографічна ситуація у світі та в Україні. Науково-практичний журнал «Здоров'я суспільства», 2014. 123 с.
5. Капіца С. П. Общая теория роста населения Земли. М.: ММВБ, 2009. 120 с.
6. Власенко Н.С., Макарова О.В., Пирожков С.І., та інші. Комплексний демографічний прогноз України на період до 2050 р. за ред. член-кореспондент НАНУ, д.е.н., проф. Е.М. Лібанової. К.: Український центр соціальних реформ, 2006. 138 с.
7. Цвігун І.А. Демографічна безпека України та напрями її регулювання: монографія. Кам'янець-Подільський: Видавець ПП Зволейко Д.Г., 2013. 400 с.
8. Пальян З. О. Навчальний посібник Демографічна статистика. Київський Національний Економічний Університет України, 2003. 167 с.
9. Капица С. П. Феноменологическая теория роста населения Земли. М.: Наука, 1996. 80 с.
10. Населення України, 2015 рік : демогр. Щорічник. Держ. ком. статистики України, Упр. статистики населення; Л. М. Стельмах (відп. за вип.). К.: Консультант, 2015. 466 с.
11. Борисов В. А., Синельников А.Б. Демографический анализ М.: НИИ семьи, 1996. 66 с.
12. Полянська-Василенко Н. В. Історія України. К.: Либідь, 1995. 588 с.

13. Розподіл постійного населення України за статтю та віком на 1 січня 2019 року: Державна служба статистики. К., 2019. URL: [http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op\\_popul.asp](http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op_popul.asp) (дата звернення: 09.09.2020)
14. Міграційний рух населення: Державна служба статистики. К., 2019. URL: [http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op\\_migr.asp](http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op_migr.asp) (дата звернення 09.09.2020)
15. Формування приросту (скорочення) чисельності наявного населення та показники природного руху населення в Україні. К., 2019 URL: [http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op\\_n\\_mov.asp](http://database.ukrcensus.gov.ua/PXWEB2007/ukr/news/op_n_mov.asp) (дата звернення 10.09.2020).
16. П. І. Бідюк, О. І. Савенков, І. В. Баклан Часові ряди: моделювання і прогнозування. К.: ЕКМО, 2003. 144 с.
17. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов. М.: Мир, 1976. 755 с.
18. Лук'яненко Г. Г. Сучасні економетричні методи у фінансах. Навчальний посібник. К.: Літера ЛТД, 2002. 352 с.
19. Lindley D.V. Making Decisions. New York: Wiley, 2004. 540 p.
20. П. І. Бідюк, І. В. Баклан Системні дослідження та інформаційні технології. К.: ЕКМО 2002. 131 с.
21. Challis, R. E., and Kitney, R. I. "Biomedical signal processing (in four parts). Part 1. Time-domain methods. Medical & Biological Engineering & Computing. 1991. 509-524 p.
22. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы долгосрочного прогнозирования. М.: Финансы и статистика, 2003. 414 с.
23. Зельнер А. Методы в эконометрии. Москва: Статистика, 1980. 438 с.
24. Chatfield C. Time series forecasting. London: Chapman & Hall, 2000. 267 p.
25. Згуровский М.З., Подладчиков В.Н. Аналитические методы калмановской фильтрации. Київ: Наукова думка, 1995. 285 с.

26. Ethem Alpaydin (2020). Introduction to Machine Learning (Fourth ed.). MIT. pp. xix, 1–3, 13–18. ISBN 978-0262043793.
27. Н. Винер. Кибернетика. 2-е изд., 1961, гл. I.
28. Шахнов В.А., Власов А.И., Кузнецов А.С. Нейрокомпьютеры: архитектура и схемотехника / М.: Изд-во Машиностроение. 2000. 64 с
29. Голубев Ю. Ф. Нейросетевые методы в мехатронике. — М.: Изд-во Моск. унта, 2007. — 157 с
30. Бонгард М. М. Проблемы узнавания. — М.: Физматгиз, 1967
31. J. J. Hopfield, «Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities», Proceedings of National Academy of Sciences, vol. 79 no. 8 pp. 2554–2558, April 1982.

## ДОДАТОК А. Лістинг програми

```
import pandas as pd # to read data
import numpy as np
data = pd.read_csv("data_diplom_1.csv", encoding='utf-
8')[["year", "population"]].astype("float")
print("Data is read", end="\n\n\n")
# manipulations with data

from sklearn.linear_model import LinearRegression

linear_regression = LinearRegression()

X = pd.DataFrame(index=data.index).astype("float")

def normalize_list(list_normal):
    max_value = max(list_normal)
    min_value = min(list_normal)
    for i in range(len(list_normal)):
        list_normal[i] = (list_normal[i] - min_value) /
(max_value - min_value)
    return list_normal

X["year"] = data["year"]

X["cbrt"] = np.cbrt(data["year"])
X["sqrt"] = np.sqrt(data["year"])
X["log"] = np.log(data["year"])
X['population'] = data['population']
#X["population"] = normalize_list(X["population"])

y = data["population"]
train = X.iloc[:50]
test = X.iloc[50:]

y_train = train["population"]
```



```

x_train = train[["year", "sqrt", "cbrt", "log"]]

y_test = test["population"]
x_test = test[["year", "sqrt", "cbrt", "log"]]

lr = linear_regression.fit(x_train, y_train)
pred_lr = lr.predict(x_test)
from sklearn.metrics import mean_squared_error
rmse = mean_squared_error(y_test, pred_lr, squared=False)
print(rmse)

from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor

clf=DecisionTreeRegressor()

pred_rf = clf.fit(x_train, y_train).predict(x_test)
rmse = mean_squared_error(y_test, pred_rf, squared=False)
print(rmse)

from sklearn import svm
clf = svm.SVR()
clf.fit(x_train, y_train)
pred_svm = clf.predict(x_test)
rmse = mean_squared_error(y_test, pred_svm, squared=False)
print(rmse)

from sklearn.neural_network import MLPRegressor

NW = MLPRegressor((125, 125, 125, 125, 125, 125, 125, 125),
activation="relu", random_state=47).fit(x_train, y_train)
pred_nn = NW.predict(x_test)
rmse = mean_squared_error(y_test, pred_nn, squared=False)
print(rmse)

pred = []
for i in [2021, 2022, 2023, 2024, 2025]:
    pred.append([i, np.cbrt(i), np.sqrt(i), np.log(i)])

```

```
prediction = NW.predict(pred)
# building and show table with predicted data
minPopulatiry = [abs(int(num*10))-y.std()/len(y) for num in
prediction]
maxPopulatiry = [abs(int(num*10))+y.std()/len(y) for num in
prediction]
prediction = pd.DataFrame(index=[2021, 2022, 2023, 2024,
2025])
prediction["minPopularity"] = minPopulatiry
prediction["maxPopularity"] = maxPopulatiry
print(prediction)
```

ДОДАТОК Б. Динаміка чисельності населення

Таблиця А.1 – Динаміка чисельності населення

Рік	Популяція (min)	Популяція (max)
2021	4.081020e+08	4.082185e+08
2022	4.083024e+08	4.084188e+08
2023	4.085027e+08	4.086192e+08
2024	4.087031e+08	4.088196e+08
2025	4.089035e+08	4.090200e+08

# ДОДАТОК В. Презентація



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ



Кафедра інженерії програмного забезпечення

## МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА «РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ АНАЛІЗУ ДЕМОГРАФІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ»

Виконав: студент групи ПДМ – 61, Христич Богдан Валерійович

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

Київ - 2021

### Слайд 1

#### МЕТА, ОБ'ЄКТА ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

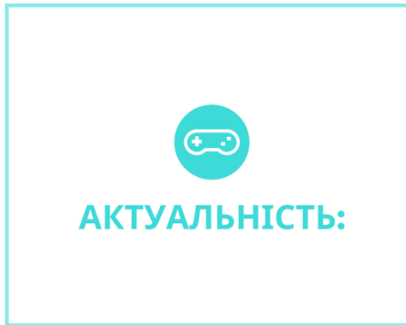
2

**Мета роботи:** підвищення якості прогнозу демографічних процесів за допомогою нейронних мереж.

**Об'єкт дослідження:** демографічні процеси.

**Предмет дослідження:** методи та засоби прогнозування та аналіз демографічного стану населення.

### Слайд 2



- ДЕМОГРАФІЧНІ ПРОЦЕСИ МАЮТЬ ПРЯМИЙ ВПЛИВ НА ЕКОНОМІЧНИЙ СТАН СВІТУ
- ЕКОНОМІКА І ДЕМОГРАФІЯ ВИЗНАЧАЮТЬ ЗАГАЛЬНИЙ РЕЙТИНГ ДЕРЖАВ НА МІЖНАРОДНІЙ АРЕНІ
- СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЩО ДАЄ ТОЧНИЙ ПРОГНОЗ І Є ХОРОШИМ ІНСТРУМЕНТОМ ДЛЯ АНАЛІЗУ НАПРЯМКУ ВЕДЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ПОЛІТИКИ

### Слайд 3

#### ІСНУЮЧІ МОДЕЛІ/МЕТОДИ/АЛГОРИТМИ ВИРШЕННЯ ЗАДАЧІ

Для прогнозування демографічної ситуації повсемісно знаходять використання наступні підходи:

- 1) Класичні методи прогнозування
  - Лінійна регресія
  - Random forest (для задач регресії)
  - Метод опорних векторів

- 2) Нейроні мережі

Найбільше для цих цілей підходять нейронки типу FNN (прямого поширення) та RNN (рекурентні). Основною перевагою нейронних методів прогнозування у порівнянні з методами регресійного аналізу є їх нелінійність, а саме можливість виявити нелінійні залежності між існуючими та прогнозованими значеннями процесів.

### Слайд 4

## ОБРАНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

5

- Було використано нейронну мережу прямого розповсюдження з 8-ма внутрішніми шарами по 125 нейронів кожен.
- Для навчання моделі використовується метод Adam (так як вважається одним з найшвидших на даний момент).
- Як активаційна функція використовувалась функція ReLU через найбільшу коректність даних та простоту у розумінні і використанні

Слайд 5

## ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ

7

Для реалізації СППР була використана мова програмування Python.

В кодї:

- 1) Зчитування демографічних даних з файлу
- 2) Виконується препроцесінг даних за допомогою бібліотек `numpy` та `pandas`
- 3) Створення ознак на основі оброблених даних
- 4) Застосування нейронної мережі в прогнозуванні за допомогою бібліотеки `scikit-learn`

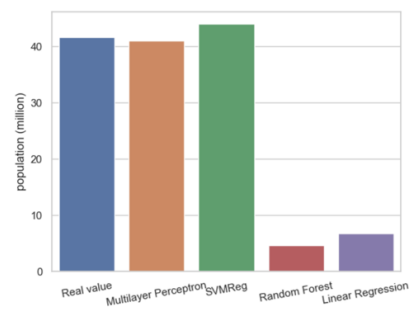
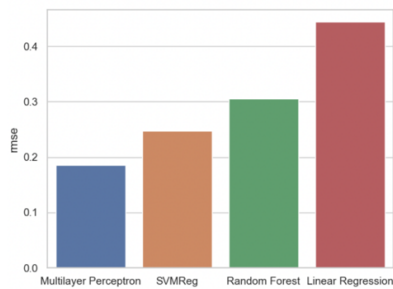
Рік	Популяція (min)	Популяція (max)
2021	4.081020e+08	4.082185e+08
2022	4.083024e+08	4.084188e+08
2023	4.085027e+08	4.086192e+08
2024	4.087031e+08	4.088196e+08
2025	4.089035e+08	4.090200e+08

Слайд 6

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ

9

	Популяція	RMSE
Багатoshаровий перцептрон	41006366	0.1852
Метод опорних векторів	44725700	0.2473
Дерево рішень	4664338	0.3052
Лінійна регресія	6784608	0.4439



Слайд 7

## ВИСНОВКИ

10

В результаті виконання магістерської роботи було розроблено СППР, що дає можливість спрогнозувати чисельність населення на 5-10 років вперед.

При виконанні роботи було виконано наступні задачі.

1. Досліджено демографічні процеси та виділено їх основні характеристики.
2. Зібрано статистичні дані.
3. Досліджено деякі моделі для нелінійних нестационарних процесів.
4. Розроблено та проведено тестування програмного забезпечення, що дає змогу прогнозувати майбутню чисельність населення.

Слайд 8

## ПУБЛІКАЦІ ТА АПРОБАЦІЯ

9

### Статті:

1. Христич Б.В., Трінтіна Н.А., Негоденко О.В. Вибір оптимальної нейронної мережі для аналізу демографічної // Зв'язок. №3, 2021.

### Тези доповідей на конференціях:

1. Христич Б.В. Використання методів машинного навчання для аналізу демографічних процесів // XIII Міжнародна науково-технічна конференція студентства та молоді «Світ інформації та телекомунікації». – Київ: ДУТ, 2021.

Слайд 9

**ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!**

Слайд 10



