

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет інформаційних технологій

Кафедра технологій управління

Спеціальність 122 – Комп’ютерні науки,
освітня програма «Інформаційна аналітика та впливи»

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА
на тему:**

**“Аналіз та прогнозування забруднення навколишнього
середовища вуглекислим газом”**

Студента 2-го курсу групи ІАВ-21

Науковий керівник:

Міхеев Володимир Ярославович

к.е.н доц. Мезенцева Ольга Олексіївна

(підпис студента)

(дата)

(підпис)

Попередній захист:

(Висновок: «До захисту в Екзаменаційній комісії»)

Завідувач кафедри
технологій управління

Морозов В.В.

(підпис)

(дата)

Київ – 2021

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Факультет інформаційних технологій**

Кафедра технологій управління
Освітньо-кваліфікаційний рівень Магістр
Спеціальність 122 - Комп'ютерні науки
Освітня програма Інформаційна аналітика та впливи

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
професор Морозов В.В.

« ____ » _____ 2021 року

**З А В Д А Н Н Я
НА ВИКОНАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ**

Студент Міхеєв Володимир Ярославович
Група ІАВ-21

1. Тема кваліфікаційної роботи:

Аналіз та прогнозування забруднення навколишнього середовища вуглекислим газом

Затверджена наказом по від: «09» листопада 2020 р. № 4.

2. Строк подання студентом готової роботи: – “07” травня 2021 р.

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи: Дослідити тенденції та показники забруднення навколишнього середовища з метою прогнозування викидів парникових газів і попередження можливих екологічних колапсів.

4. Зміст роботи: Теоретичні основи моделювання забруднення навколишнього середовища, моделювання основних процесі забруднення навколишнього середовища, моніторинг якості повітря, моніторинг та моделювання викидів CO₂, Підходи до прогнозування викидів парникових газів, характеристики прогнозування викидів парникових газів, оцінка моделей прогнозування викидів, Використання нейронних мереж у прогнозуванні екологічних процесів, основи використання нейронних мереж у прогнозуванні, оптимізаційний алгоритм для моделей нейронних мереж, огляд та підготовка даних до аналізу модель LSTM-RNN для прогнозування екологічних процесів, Оптимізація процесу прогнозування екологічних процесів, мінімізація втрат при прогнозуванні екологічних процесів, ефективність процесу оптимізації при прогнозуванні екологічних процесів.

5. Перелік графічного матеріалу (слайдів): у роботі наявні 28 рисунків, 1 таблиця, 10 формул та 1 додаток.

6. Календарний план виконання роботи:

№ п/п	Назва частин роботи	%	Виконання роботи	
			За планом	Фактично
1.	Вибір теми дипломної роботи	3	01.10.20	01.10.20

2.	Протокол кафедри ТУ про затвердження тем дипломних робіт та призначення наукових керівників	2	09.11.20	09.11.20
3.	Формування переліку нормативних матеріалів, літератури з проблематики дипломної роботи	10	08.12.20	08.12.20
4.	Складання розгорнутого плану кваліфікаційної роботи	5	18.01.21	18.01.21
5.	Ознайомлення наукового керівника з розгорнутим планом кваліфікаційної роботи. Внесення змін.	5	20.02.21	21.02.21
6.	Підготовка розділу 1 «Теоретичні основи моделювання забруднення навколишнього середовища»	10	12.02.21	13.02.21
7.	Підготовка розділу 2 «Підходи до прогнозування викидів парникових газів»	14	08.03.21	08.03.21
8.	Підготовка розділу 3 «Використання нейронних мереж у прогнозуванні екологічних процесів»	14	01.04.21	01.04.21
9.	Підготовка розділу 4 «Оптимізація процесу прогнозування екологічних процесів»	13	20.04.21	20.04.21
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи. Підготовка висновків і пропозицій	15	29.04.21	29.05.21
11.	Передача кваліфікаційної роботи науковому керівникові	2	04.05.21	04.05.21
12.	Передача кваліфікаційної роботи рецензенту для рецензування	2	05.05.21	05.05.21
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	5	11.05.21	11.05.21
14.	Подача готової роботи на кафедру		20.05.21	20.05.2021

Дата видачі завдання «1» жовтня 2020 р.

Керівник роботи

к.е.н доц. Мезенцева Ольга
Олексіївна

_____ (підпис)

Завдання прийняв до виконання
студент групи ІАВ-21

Міхєєв Володимир Ярославович

_____ (підпис)

ЗМІСТ

<u>АНОТАЦІЯ</u>	6
<u>ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ</u>	7
<u>ВСТУП</u>	8
<u>РОЗДІЛ 1. ОСНОВИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАБРУДНЕННЯ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА</u>	13
<u>1.1. Моделювання основних процесів забруднення навколишнього середовища</u>	19
<u>1.2. Моніторинг якості повітря</u>	27
<u>1.3. Моніторинг та моделювання викидів CO₂</u>	29
<u>РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИКИДІВ ПАРНИКОВИХ ГАЗІВ</u>	35
<u>2.1. Характеристика прогнозування викидів парникових газів</u>	35
<u>2.2. Оцінка моделей прогнозування викидів</u>	37
<u>РОЗДІЛ 3. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ПРОГНОЗУВАННІ ЕКОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ</u>	51
<u>3.1. Основи використання нейронних мереж у прогнозуванні</u>	51
<u>3.2. Оптимізаційний алгоритм для моделей нейронних мереж</u>	52
<u>3.3. Огляд та підготовка даних до аналізу</u>	59
<u>3.4. Модель LSTM-RNN для прогнозування екологічних процесів</u>	68
<u>РОЗДІЛ 4. ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕКОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ</u>	77
<u>4.1. Мінімізація втрат при прогнозуванні екологічних процесів</u>	77
<u>4.2. Ефективність процесу оптимізації при прогнозуванні екологічних процесів</u>	78
<u>ВИСНОВОК</u>	82
<u>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ</u>	86
<u>ДОДАТОК</u>	92

АНОТАЦІЯ

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**
Факультет інформаційних технологій
Кафедра технологій управління
Спеціальність 122 - Комп'ютерні науки,
освітня програма "Інформаційна аналітика та впливи"

Дипломна робота магістра Міхеєва Володимира Ярославовича.

Тема роботи – «Аналіз та прогнозування забруднення навколишнього середовища вуглекислим газом».

Мета дипломної роботи магістра – дослідити тенденції та показники забруднення навколишнього середовища з метою прогнозування викидів парникових газів і попередження можливих екологічних колапсів.

Об'єкт дослідження – є процес забруднення атмосфери вуглекислим газом , виражений у формі набору характеристик.

Предмет дослідження – аналітичні засоби, принципи, методології аналізу та прогнозування забруднення навколишнього середовища вуглекислим газом.

Наукова новизна роботи – запропоновано застосування алгоритму нейронних мереж в прогнозуванні викидів парникових газів, яка відрізняється від існуючих тим, що дозволяє прогнозувати на малих та непостійних даних.

У роботі досліджуються існуючі підходи до використання нейронних мереж у задачах прогнозування викидів забруднюючих речовин та парникових газів. Пропонуються та розробляються нові можливості для їх використання, а також проводиться обґрунтування доцільності та необхідності впровадження запропонованих алгоритмів. Наводяться рекомендації щодо практичної імплементації методики.

Дипломна робота складається зі вступу, основної частини, яка включає чотири розділи, висновків та списку використаних джерел. Всього налічує 85 сторінок та перелік посилань з 38 джерел на 5 сторінках.

Ключові слова: інтелектуальний аналіз даних, рекурентна нейронна мережа, прогнозування, візуалізація.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ

ANN - Штучна нейронна мережа

RNN – рекурентна нейронна мережа

RMSE – середньоквадратична похибка

MAE – середнє відхилення похибки

LSTM – довга короткострокова пам'ять

ДСМД - державна система моніторингу довкілля

ЗЗЗЛГ - землекористування, зміни у землекористуванні та лісове господарство

МГЕЗК - Міжурядова група експертів з питань змін клімату

НВВ - національно визначений внесок

ОНВВ - очікуваний національно визначений внесок

ПГ – парникові гази

РКЗК ООН - Рамкова конвенція ООН про зміну клімату

ВСТУП

Актуальність дослідження полягає в тому, що прогнозування викидів вуглекислого газу допомагає краще проаналізувати стан атмосфери та попередити екологічні катастрофи.

Атмосфера є однією з найважливіших складових нашої планети. Головне завдання атмосфери - захищати планету від ультрафіолетового випромінювання Сонця і екстремально низьких температур. Також вона є необхідною умовою для підтримки життя на Землі та циркуляції води у природі.

Вуглекислий газ - це безбарвний газ, що утворюється при згоранні будь-якого матеріалу, що містить вуглець, і важливий парниковий газ. Усе виробництво енергії при згоранні виділяє вуглекислий газ. Це включає в себе:

- згорання палива у транспортних засобах,
- виробництво електроенергії,
- опалення
- тощо.

Концентрація вуглекислого газу в атмосфері збільшилась з часів індустріальної революції. Головними чинниками стали вирубка лісів та спалення корисних копалин, таких як вугілля.

Головна загроза викидів вуглекислого газу і збільшення його кількості у повітрі, є парниковий ефект. Вуглекислий газ є парниковим газом, і тому його надлишок створює покрив, який затримує сонячну теплову енергію в атмосфері, тим самим нагріваючи планету та океани. Збільшення концентрації вуглекислого газу негативно впливає на клімат землі і може призводити до погодних змін.

Сучасний розвиток будь-якого підприємства, галузі, країни неможливий без впровадження та використання інновацій та технологічних рішень, оскільки рівень активізації останніх визначають загальний рівень

конкурентоспроможності як на внутрішньому, так і зовнішньому ринках. Саме тому потрібно впроваджувати систему енергоефективності, адже її впровадження дає багато переваг, такі як:

- Екологічні - збільшена ефективність зможе знизити викиді парникових газів та інших забруднювачів, а також зменшити використання води
- Економічні - покращення енергоефективності може знизити індивідуальні комунальні платежі, створити робочі місця та допомогти стабілізувати ціни на електроенергію.

Як зазначено у Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року, схваленої розпорядженням Кабінету Міністрів України від 7 грудня 2016 р. № 932-р, «як сторона Рамкової конвенції ООН про зміну клімату та Кіотського протоколу до неї Україна забезпечує виконання зобов'язань за цими міжнародними угодами, проте державна політика у сфері зміни клімату має фрагментарний характер і розглядається як складова виключно екологічної політики. Відсутність системного підходу до проблеми зміни клімату в цілому унеможлиблює прийняття управлінських рішень щодо забезпечення запобігання зміні клімату та адаптації до неї в масштабах усієї економіки країни.

Водночас виконання нових завдань, спричинених ратифікацією Україною Паризької угоди та подальшою імплементацією її положень, потребує формування цілісної і послідовної державної політики у сфері зміни клімату відповідно до політики міжнародних організацій з урахуванням провідних світових технологій і практики, а також особливостей національних умов, можливостей, потреб і пріоритетів.

Питання аналітики та прогнозування забруднення навколишнього середовища стоїть гостро, тому що зазвичай вилучення даних у цій сфері зіштовхується з багатьма проблемами, такими як поганий збір показників зі станцій та недостатньо навчений персонал, який не має жодних спеціалізацій у сфері обробки даних.

В класичному моделюванні забруднення навколишнього середовища

немає можливості пошуку взаємозв'язків між екологічними показниками та іншими даними.

Цю проблему покликана вирішити інформаційна аналітика, зокрема методи вилучення знань та методи математичного прогнозування. Вони допомагають значно покращити результат моделювання та прогнозування.

Кращий результат прогнозування дозволить отримати більш точні дані, використавши при цьому мінімальну кількість ресурсів. А ці дані у свою чергу дозволять отримати точну картину ситуації, яка стосується парникового ефекту та глобальної зміни клімату. Більш точне розуміння локальних та глобальних процесів зміни динаміки викидів вуглекислого газу дозволить краще приймати рішення у екологічній політиці, які повинні бути прийняті, для того щоб зменшити негативний вплив парникових газів на людей та на планету.

Інтелектуальний аналіз даних - напрям інформаційних технологій, який охоплює всю область проблем, пов'язану з витягом знань з масивів даних. Цей процес складається з декількох етапів, серед яких постановка проблеми, очистка даних, перетворення даних, візуалізація даних, прогнозування, перевірка та тестування.

Прогнозування – напрям математичного аналізу даних, який спрямовано на застосування певних алгоритмів до історичних даних, з ціллю отримати прогноз на майбутнє. Штучні нейронні мережі – це метод прогнозування, заснований на простих математичних моделях мозку. Вони допускають складні нелінійні зв'язки між змінною відповіді та її предикторами.

Тому перед собою я поставив такі завдання:

- 1) Ознайомитись з екологічною ситуацією та регуляторною політикою в країні;
- 2) Провести дослідження та аналіз існуючих методів прогнозування забруднення навколишнього середовища;
- 3) Вилучити та обробити дані для майбутнього прогнозування;
- 4) Підібрати стек технологій для успішного дослідження;
- 5) Створити нейронну мережу для аналізу та прогнозування викидів

вуглекислого газу, а також для її застосування у процесі моніторингу викидів парникових газів у атмосферу;

б) Запропонувати можливі шляхи для оптимізації прогнозувань.

Метою дипломної роботи є дослідження тенденцій та показників забруднення навколишнього середовища з метою прогнозування викидів парникових газів і попередження можливих екологічних колапсів.

Об'єктом дослідження є процес забруднення атмосфери вуглекислим газом, виражений у формі набору характеристик, а **предметом дослідження** є аналітичні засоби та принципи прогнозування забруднення навколишнього середовища вуглекислим газом.

Методами дослідження використаними у даній роботі є методи збору та агрегації даних, метод експертних оцінок та аналіз отриманих результатів, регресійні методи, статистичні методи та інструменти для обробки та аналізу даних, інструменти візуалізації даних та методи прогнозування за допомогою рекурентних нейронних мереж та мереж с довгою короткостроковою пам'яттю.

Практичне значення дипломної роботи полягає у тому, що проаналізовані методи можуть бути використані для подальшої реалізації державної політики у сфері зміни клімату і також при плануванні систем фільтрації та очищення повітря біля автомобільних доріг та підприємств.

Наукова новизна роботи - запропоновано застосування алгоритму нейронних мереж в прогнозуванні викидів парникових газів, яка відрізняється від існуючих тим, що дозволяє прогнозувати на малих та непостійних даних.

Апробація результатів роботи. Автор підготував тези для доповіді на 7th Information Technology and Interactions (Satellite): Conference Proceedings.

Публікація результатів роботи. Основні наукові положення, висновки і результати магістерської кваліфікаційної роботи знайшли відображення у 1 друкованій праці, зокрема тези доповідей на конференції:

1. Mikhieiev V., Mezentseva O. Analysis And Forecasting Of Environmental Pollution By Carbon Dioxide. Information Technology and Interactions (Satellite):

Conference Proceedings, December 04, 2020, Kyiv, Ukraine / Taras Shevchenko National University of Kyiv and [etc]; Vitaliy Snytyuk (Editor).). - Kyiv: Stylos, 2020. – P.157-159.

Структура роботи. Дипломна робота складається зі вступу, основної частини, яка включає чотири розділи, висновків та списку використаних джерел. Всього налічує 85 сторінок та перелік посилань з 38 джерел на 5 сторінках.

РОЗДІЛ 1

ОСНОВИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАБРУДНЕННЯ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

Забруднення є одним з найбільших екзистенційних викликів нашого часу. Як і зміна клімату, втрата біорізноманіття, окислення океану, опустелювання та виснаження водопостачання у світі, забруднення повітря загрожує стабільності систем підтримки Землі і загрожує продовженню виживання людських суспільств

Забруднення, особливо забруднення, спричинене промисловими викидами, збільшило рівень вихлопних газів та токсичних хімічних речовин за останні 500 років, і найбільше збільшення сьогодні спостерігається в країнах з низькими і середніми доходами. Проте, незважаючи на його велику і зростаючу величину, промислове, транспортне та хімічне забруднення в країнах, що розвиваються, в основному залишалися поза увагою міжнародних організацій та глобальних програм охорони здоров'я. Зараз забруднення є значною проблемою, яка загрожує здоров'ю мільярдів, погіршує екосистем Землі, підриває економічні безпеки націй, і несе відповідальність за величезну кількість хвороб та передчасних смертей.

Забруднення тісно пов'язане із глобальною зміною клімату. Спалювання палива - спалювання викопного палива в країнах з високим рівнем доходу та середнім рівнем доходу та горіння біомаси в неефективних плитах, відкритих вогнищах, спалення продуктів сільського господарства, лісові пожежі та застарілі цегляні печі в країнах з низьким рівнем доходу - на них припадає 85% забруднення повітря твердими частинками та майже для всього забруднення оксиди сірки та азоту. Спалювання палива є основним джерелом парникових газів і короткоживучих кліматичних забруднювачів, які є основними антропогенними рушіями глобальної зміни клімату.

Скорочення викидів парникових газів та короткоживучих кліматичних забруднювачів забезпечить отримання значних благ, в тому числі підвищення якості повітря, уповільнення зміни клімату в найближчій перспективі і

підтримку сталого розвитку.

Ключові випромінювачі вуглекислого газу, такі як електростанції, що виробляють електроенергію, хімічні виробничі потужності, гірничодобувні роботи, вирубка лісів та транспортні засоби, що працюють на нафті, також є основні джерела забруднення. Вугілля - це найбільше у світі забруднююче викопне паливо і спалювання вугілля є важливим фактором причиною як забруднення, так і зміни клімату.

В Національному кадастрі антропогенних викидів із джерел та абсорбції поглиначами парникових газів в Україні за 1990-2019 роки, опублікованому Україною на сайті Секретаріату Рамкової конвенції ООН про зміну клімату 15 квітня 2021 р., Україною наведено діаграму загальних викидів парникових газів протягом 1990-2019 років з урахуванням поглинання сектором ЗЗЗЛГ:

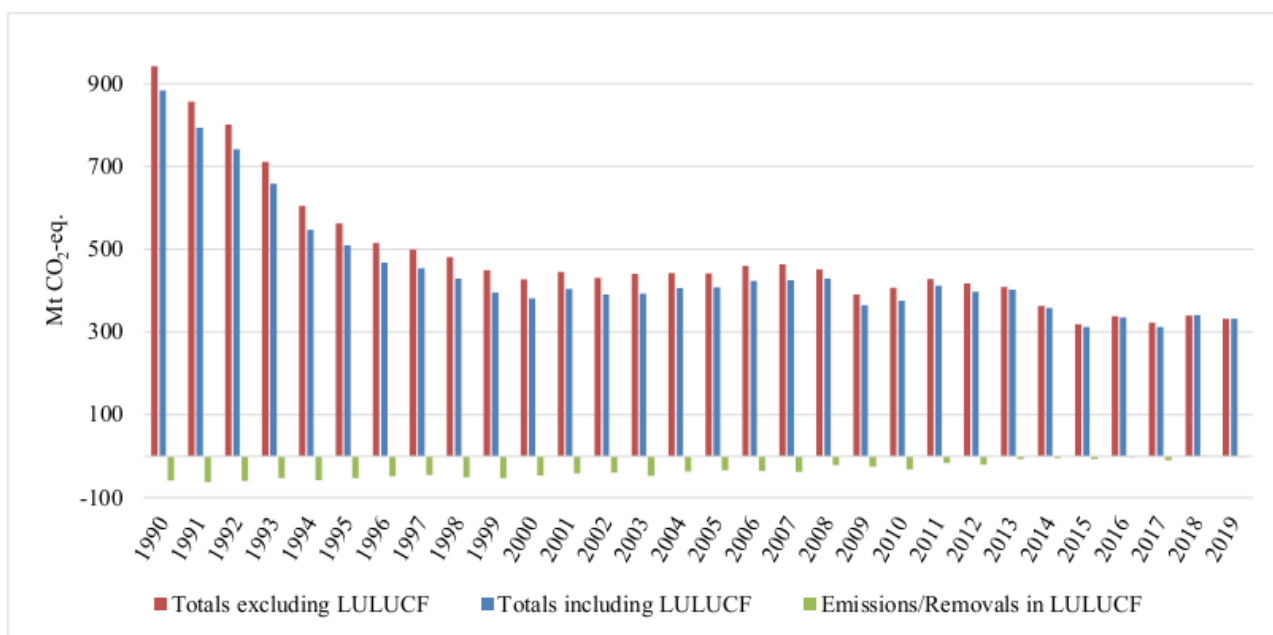


Рисунок 1.1 Загальні викиди (+) та поглинання (-) парникових газів протягом 1990-2019 років з урахуванням поглинання сектором ЗЗЗЛГ

Україна за роки незалежності з 1991 до 2017 року зробила вагомий внесок у скорочення світових викидів парникових газів – 10,2 млрд. т.

Викиди ПГ в Україні у 1990 р. становили 944,4 млн. т CO₂-екв., у 2012 р. – 402,7 млн. т (без сектору ЗЗЗЛГ), тобто 42,6 % від рівня 1990 р. З

урахуванням сектору ЗЗЛГ викиди ПГ у 1990 р. становили 874,6 млн. т, а у 2012 р. – 375,4 млн. т, тобто 42,9 % від рівня 1990 р.

Дане скорочення, в основному, є наслідком зменшення ВВП, чисельності населення, соціальних стандартів життя, які планується відновити і підвищувати до рівня ЄС.

У 2014 – 2015 роках тимчасова анексія РФ Автономної Республіки Крим і м. Севастополя, російсько-терористична агресія на території окремих районів Донецької і Луганської областей круто змінили хід розвитку України. Постала необхідність оборони держави, будівництва оборонних укріплень на тисячах кілометрів, у т.ч. на кордоні, нарощування виробництва зброї, боєприпасів, інших засобів оборони, що потребує зростання виробництва продукції важкої індустрії, металу, цементу тощо. Внаслідок військової агресії зруйновано 20 % економічного потенціалу країни.

Після відновлення територіальної цілісності та державного суверенітету на всій території України постане необхідність відбудови зруйнованих промислових об'єктів, інфраструктурних мереж, у тому числі залізничної інфраструктури, газо- і нафтопроводів, водогонів, каналізаційних мереж, ремонту і будівництва нових житлових будинків та об'єктів соціальної сфери, відновлення значних масивів лісових насаджень. Усе це викличе збільшення виробництва металу, неметалевих будівельних виробів, продуктів харчування тощо. Україна гостро потребуватиме багатомільярдних обсягів капітальних інвестицій.

Структура викидів за секторами/категоріями джерел у 2016 році складала:

1. Енергетика:	66,7 % від загальних викидів
2. Промислові процеси та використання продукції:	17,1 % від загальних викидів
3. Сільське господарство:	12,5 % від загальних викидів
4. Відходи:	3,7 % від загальних викидів

Структура викидів за видами парникових газів у 2016 році складала:

1. Двоокис вуглецю (CO ₂):	69,5 % від загальних викидів
2. Метан (CH ₄):	20,1 % від загальних викидів
3. Закис азоту (N ₂ O):	10,2 % від загальних викидів
4. Гідрофторвуглеці (HFCs):	0,2 % від загальних викидів
5. Гексафторид сірки (SF ₆):	0,005 % від загальних викидів
6. Перфторвуглеці (PFCs):	0 % від загальних викидів
7. Трифторид азоту (NF ₃):	0 % від загальних викидів

В 2015 році була прийнята Паризька угода [37], яка набрала чинності в 2016 році і в рамках якої, починаючи з 1 січня 2021 року, країни приймають свої цілі зі скорочення або обмеження викидів парникових газів (до 31 грудня 2020 року зобов'язання країн щодо скорочення або обмеження викидів парникових газів встановлювались в рамках Кіотського протоколу).

Основними відмінностями Паризької угоди і Кіотського протоколу є:

- зміна природи цілі скорочення викидів із “зобов'язання” на “внесок”, тобто якщо в Кіотському протоколі країни - Сторони Додатку В до Кіотського протоколу отримували конкретні зобов'язання щодо скорочення або обмеження викидів парникових газів, то в Паризькій угоді кожна країна самостійно визначає свій внесок у глобальних зусиллях з пом'якшення зміни клімату на планеті;

- розширення кола країн, які мають приймати цілі зі скорочення або обмеження викидів парникових газів, до усіх країн – Сторін Паризької угоди, в той час як в Кіотському протоколі лише країни – Сторони Додатку В до Кіотського протоколу мали зобов'язання щодо скорочення або обмеження викидів парникових газів

Головними цілями Паризької угоди є:

а) стримання зростання глобальної середньої температури значно нижче 2° С понад доіндустріальний рівень і докладання зусиль з метою обмеження зростання температури до 1,5° С понад доіндустріальний рівень, визнаючи, що це суттєво знизить ризики та наслідки зміни клімату;

б) підвищення здатності адаптуватися до несприятливих наслідків зміни клімату, а також сприяння низьковуглецевому розвитку, не ставлячи під загрозу виробництво продовольства;

с) забезпечення узгодженості фінансових потоків із напрямом низьковуглецевого розвитку.

Нормативно-правова база України щодо НВВ:

1. Закон України від 14.07.2016 № 1469-VIII «Про ратифікацію Паризької угоди» [23]

2. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 16.09.2015 № 980-р «Про схвалення Очікуваного національно визначеного внеску України до проекту нової глобальної кліматичної угоди» [35]

3. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 07.12.2016 № 932-р «Про схвалення Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року» [34]

4. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 06.12.2017 № 878-р «Про затвердження плану заходів щодо виконання Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року» [33]

У вересні 2015 року розпорядженням Кабінету Міністрів України від 16.09.2015 № 980-р було схвалено ОНВВ України до проекту нової глобальної кліматичної угоди. Після набуття чинності Паризької угоди 04.11.2016 зазначений внесок став автоматично першим національно-визначеним внеском України до Паризької угоди. Відповідно до цього документу Україна взяла на себе зобов'язання не перевищити 60% у 2030 році від рівня викидів парникових газів у 1990 році. [38]

З метою досягнення довгострокової глобальної температурної цілі, визначеною Паризькою угодою Сторони, відповідно до статті 4 «мають готувати, повідомляти та підтримувати послідовні національно-визначені внески, що вона має намір досягти щодо скорочення викидів парникових газів, а також вживати внутрішні заходи для пом'якшення зміни клімату для досягнення цілей таких внесків. Кожен наступний національно визначений внесок має являти собою прогрес у порівнянні з поточним національно-

визначеним внеском та відображати найбільш можливі амбіції та відповідні можливості у світлі національних обставин. Повідомляти національно-визначений внесок необхідно кожні п'ять років».

Для сектору ЗЗЛГ встановлення НВВ було відтерміновано з наступним формулюванням: «підхід щодо того, яким чином сектор ЗЗЛГ включатиметься до структури з пом'якшення зміни клімату буде визначено, коли будуть наявні технічні можливості, але не пізніше 2020 року». Тобто не пізніше 2020 року мав бути визначений внесок лісового господарства України до національного балансу викидів і поглинання ПГ. Це мало бути зроблено в рамках підготовки другого НВВ України до Паризької угоди, який згідно з розпорядженням Кабінету Міністрів України від 06.12.2017 № 878-р «Про затвердження плану заходів щодо виконання Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року» має переглядатися кожні наступні п'ять років, починаючи з 2020 року. Процес підготовки Другого НВВ В Україні розпочався у 2018 році. [33]

Економіка України потребує суттєвих структурних змін, розвитку інфраструктури, технологічної модернізації та відновлення після завершення військових дій на сході України. Врахування кліматичної складової при такому плануванні та впровадженні передбачається шляхом розроблення нових політик.

Амбітність заявленої мети передбачає дії, спрямовані на недопущення суттєвого зростання викидів парникових газів при здійсненні запланованих структурних змін, відновлення та розвитку інфраструктури, післявоєнної відбудови. Усі ці заходи потребуватимуть розроблення та впровадження ефективних політик та введення обмежень на викиди парникових газів, що відрізнятимуться від поточних міжнародних зобов'язань України, а також значних фінансових інвестицій.

Згідно з Додатком В до Дохійської поправки до Кіотського протоколу Україна має дозволений обсяг викидів парникових газів у 2020 році на рівні 76% від 1990 року. Наведений у розділі 2 рівень викидів парникових газів у 2030 році відносно базового року 60 % є значно нижчим за дозволений рівень

викидів парникових газів у 2020 році та базовий рівень викидів парникових газів у 1990 році. [36]

Наступні дії щодо підготовки Другого НВВ включають:

1) Ухвалення відповідних актів законодавства для впровадження ОНВВ.

2) Імплементацию Угоди про асоціацію між Україною, з однієї сторони, та Європейським Союзом, Європейським співтовариством з атомної енергії і їхніми державами-членами, з іншої сторони, ратифікованої Законом України від 16.09.2014 № 1678-VII, включаючи:

- Директиву 2003/87/ЄС про встановлення схеми торгівлі дозволами на викиди парникових газів у межах Співтовариства та внесення змін і доповнень до Директиви Ради 96/61/ЄС;

- Регламент 842/2006/ЄС про певні фторовані парникові гази;

- імплементацию Україною Кіотського протоколу до Рамкової конвенції Організації Об'єднаних Націй про зміну клімату 1997 року, враховуючи усі критерії відповідності для повного запровадження кіотських механізмів;

- розроблення довготермінового плану дій щодо пом'якшення та адаптації до зміни клімату;

- розроблення та впровадження довгострокових заходів, спрямованих на скорочення викидів парникових газів.

3) Розроблення та впровадження заходів, спрямованих на збільшення поглинання парникових газів.

1.1 Моделювання основних процесів забруднення навколишнього середовища

ПГ - це газоподібні речовини, які характеризуються високою прозорістю у видимому діапазоні електромагнітного випромінювання і високим поглинанням в далекому інфрачервоному діапазоні. До них відносяться: водяна пара, вуглекислий газ, метан, озон, закис азоту, а також гідрофторвуглеці, перфторвуглероди, гексафторид сірки, трифторид азоту і деякі інші сполуки.

Перебуваючи в атмосфері, вони поглинають і заново випромінюють теплове (інфрачервоне) випромінювання, що йде з поверхні Землі при її нагріванні сонячними променями, створюючи тим самим парниковий ефект і утримуючи тепло в нижніх шарах атмосфери. Завдяки цьому середньорічна температура поверхні Землі залишається плюсовою (в середньому $+12^{\circ}\text{C}$). В іншому випадку вона була б приблизно на 20°C нижче нуля. Однак надмірне підвищення концентрації парникових газів в атмосфері веде до надмірного нагрівання її нижніх шарів і поверхні Землі, що може мати важкі наслідки.

При відсутності серйозних зовнішніх впливів концентрація парникових газів в атмосфері залишається відносно стабільною, короточасні відхилення вгору і вниз від середнього багаторічного значення не роблять істотного впливу на температуру поверхні Землі. Це досягається завдяки динамічній рівновазі між викидами парникових газів в атмосферу природними джерелами і зворотним поглинанням парникових газів з атмосфери природними поглиначами на поверхні Землі.

Однак цю рівновагу порушило людство. Промислова революція і наступна за нею індустріалізація з характерним для неї масовим використанням машин і органічного викопного палива привели до небачених за своїми масштабами антропогенним викидам в атмосферу парникових газів і одночасно до деградації їх природних накопичувачів і поглиначів в результаті з вирубки лісів, осушення боліт і т.д. Внаслідок цього концентрація вуглекислого газу в атмосфері підвищилася в порівнянні з доіндустріальним періодом на 45%, метану - в 2,5 рази, закису азоту - на 22%, а середня температура поверхні Землі - на $1,1^{\circ}\text{C}$.

І вони продовжують рости, причому безпрецедентно високими темпами. Концентрація вуглекислого газу зростає приблизно в 100 разів, а температура поверхні Землі - більш ніж в 60 разів швидше, ніж в кінці останнього льодовикового періоду, коли глобальне потепління відбувалося з природничих причин. Видима сьогодні концентрація CO_2 в атмосфері є найвищою, як мінімум, за останні 800 тис. років.[25]

Вуглекислий газ

Вуглекислий газ - це безбарвний газ, що утворюється при згоранні будь-якого матеріалу, що містить вуглець, і важливий парниковий газ.

Усе виробництво енергії при згоранні виділяє вуглекислий газ. Це включає в себе згорання палива у транспортних засобах, виробництво електроенергії, опалення тощо. Він також виробляється шляхом розкладання органічних речовин у ґрунтах в окисних умовах.

Основною діяльністю, яка виділяє CO₂, є спалювання викопного палива (вугілля, природний газ та нафта) для енергетики та транспортування, хоча певні промислові процеси та зміни в землекористуванні також виділяють CO₂. Основні джерела викидів CO₂ описані нижче.

- **Транспортування.** За даними МЕА спалювання викопних видів палива, таких як бензин та дизельне паливо, для перевезення людей та вантажів було другим за величиною джерелом викидів CO₂ у 2019 році, на що припадало близько 22 відсотків загальних викидів CO₂ у світі. Ця категорія включає транспортні джерела, такі як автомобільні та пасажирські транспортні засоби, авіаперевезення, морські перевезення та залізничний транспорт.
- **Електрика.** Електроенергія є важливим джерелом енергії в США і використовується для живлення будинків, бізнесу та промисловості. За даними МЕА 2019 році спалювання викопного палива для виробництва електроенергії було першим за величиною джерелом викидів CO₂ в атмосферу, на що припало близько 41% відсотків загальних викидів CO₂ у світі. Види викопного палива, що використовуються для виробництва електроенергії, виділяють різну кількість CO₂. Для виробництва певної кількості електроенергії спалювання вугілля вироблятиме більше CO₂, ніж природний газ або нафта.
- **Промисловість.** Багато промислових процесів виділяють CO₂ через споживання викопного палива. Деякі процеси також виробляють викиди CO₂ через хімічні реакції, які не передбачають горіння, і приклади

включають виробництво мінеральних продуктів, таких як цемент, виробництво металів, таких як залізо та сталь, та виробництво хімічних речовин. Спалення викопного палива в результаті різних промислових процесів склало близько 13 відсотків загальних викидів CO₂ у світі у 2019 році. У багатьох промислових процесах також використовується електроенергія, а отже, опосередковано призводить до викидів CO₂ від виробництва електроенергії.[3]

Немає відомих серйозних прямих наслідків для здоров'я від CO₂. Однак опосередковані наслідки зміни клімату для здоров'я численні. Вуглекислий газ є «парниковим газом» і є однією з основних причин кліматичних змін, спричинених людиною.

Порядок функціонування національної системи оцінки антропогенних викидів та абсорбції парникових газів, які не регулюються Монреальським протоколом про речовини, що руйнують озоновий шар затверджено постановою Кабінету Міністрів України від 21 квітня 2006 р. № 554. [29]

Функціонування національної системи здійснюється шляхом:

- планування та проведення суб'єктами господарювання щорічної інвентаризації антропогенних викидів та абсорбції парникових газів;
- подання міністерствами, іншими центральними органами виконавчої влади, Радою міністрів Автономної Республіки Крим, обласними, Київською та Севастопольською міськими держадміністраціями, підприємствами, установами та організаціями усіх форм власності інформації, необхідної для оцінки антропогенних викидів та абсорбції парникових газів;
- узагальнення результатів інвентаризації;
- складання національного кадастру антропогенних викидів та абсорбції парникових газів і контроль за його якістю;
- забезпечення архівного зберігання інформації національного кадастру антропогенних викидів та абсорбції парникових газів і матеріалів до нього.

На підставі даних інвентаризації щороку готується національний кадастр антропогенних викидів та абсорбції парникових газів, а також національне повідомлення з питань зміни клімату та досліджень, пов'язаних з покращенням якості оцінки антропогенних викидів та абсорбції парникових газів.

Викиди за типом парникових газів, що також містяться у національному кадастрі антропогенних викидів та абсорбції парникових газів, наведено у наступних рисунках:

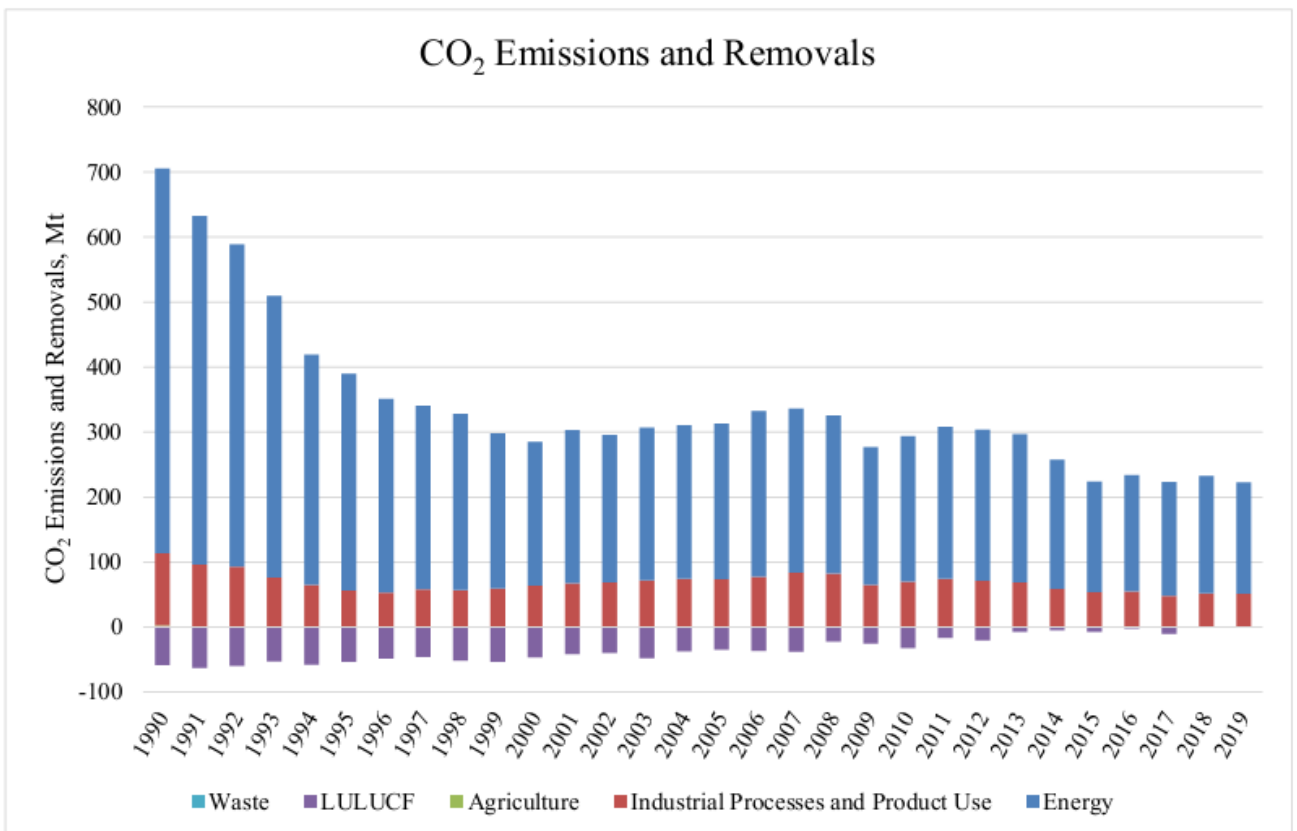


Рисунок 1.2 Викиди (+) та поглинання (-) вуглекислого газу протягом 1990-2019 за секторами: енергетика, ЗЗЗЛГ, сільське господарство, промислові процеси та виробництво продукції, відходи, мільйони тон CO₂

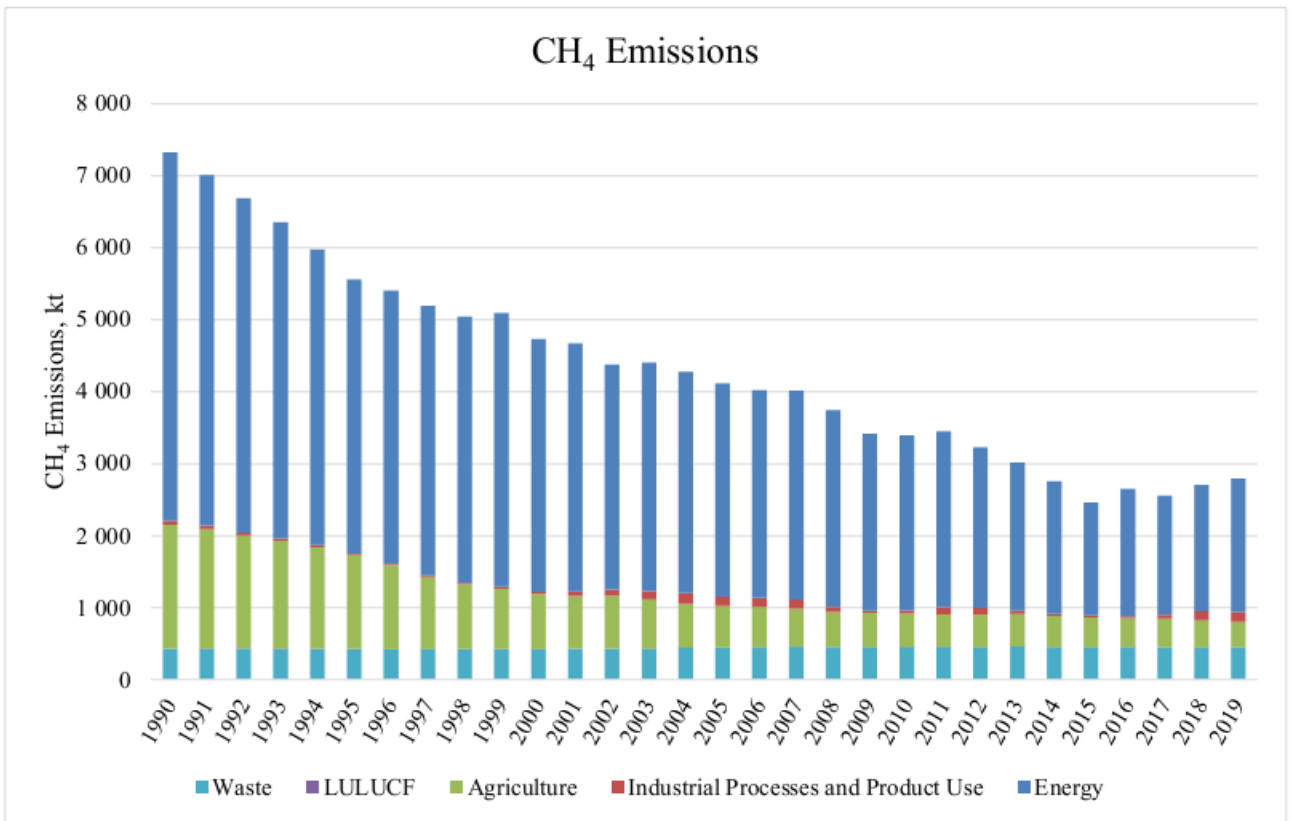


Рисунок 1.3 Викиди метану за секторами: енергетика, тис. тон CO₂

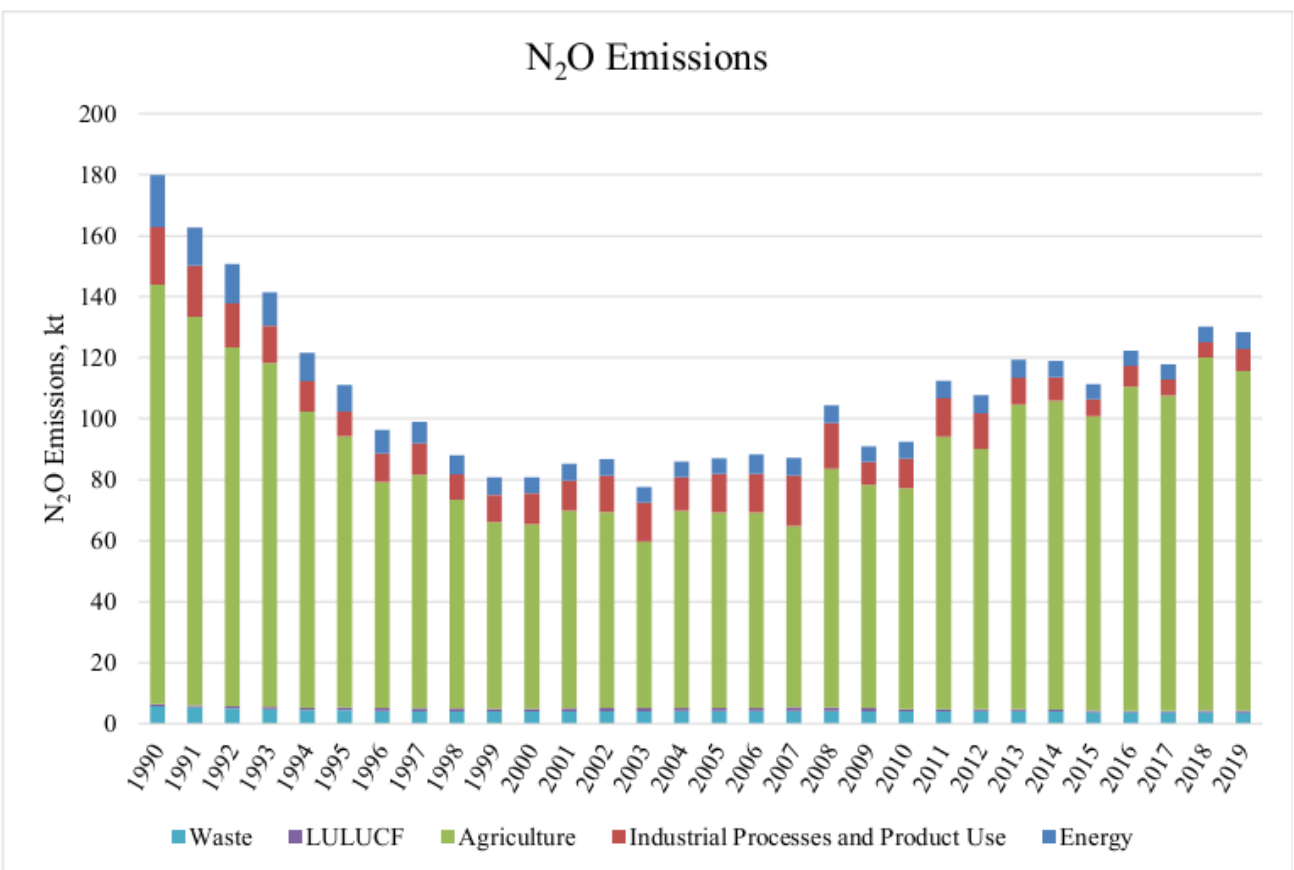


Рисунок 1.4 Викиди закису нітрогену за секторами: енергетика, тис. тон CO₂

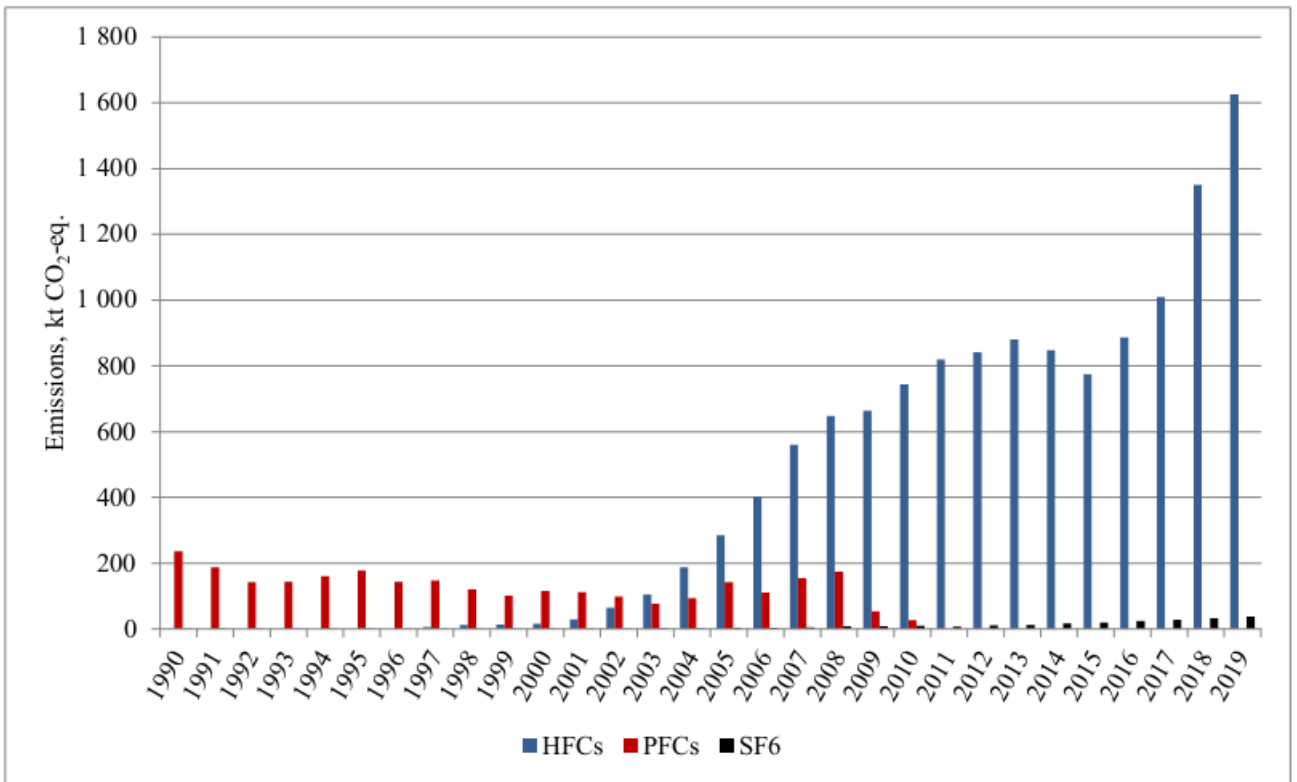


Рисунок 1.5 Викиди закису нітрогену за секторами, тис. тон CO₂

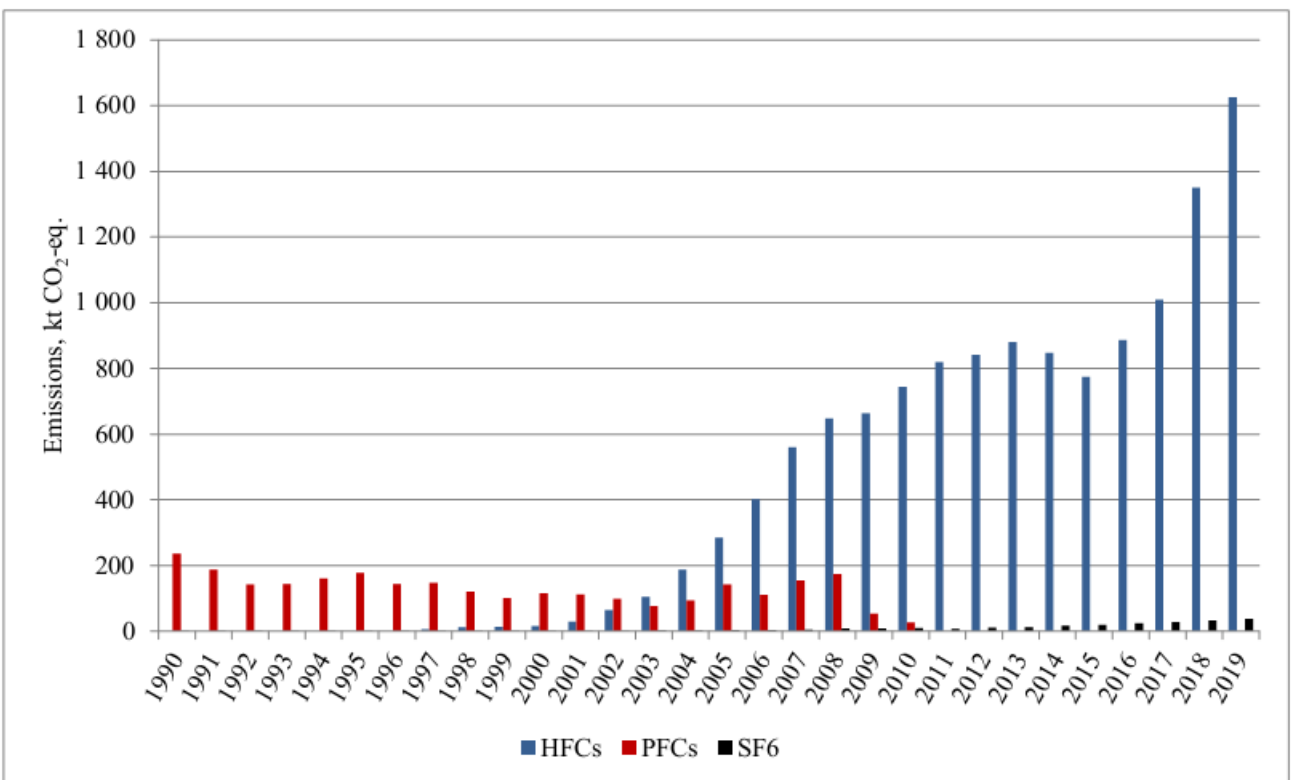


Рисунок 1.6 Викиди закису гідрофторвуглеців, перфторвуглеців, гексафториду сірки, трифториду азоту, тис. тон CO₂

Функціонування державної системи моніторингу довкілля

Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища» (ст.20, 22) ДСМД та проведення спостережень за станом навколишнього природного середовища, рівнем його забруднення. Виконання цих функцій покладено на Міндовкілля та інші центральні органи виконавчої влади, які є суб'єктами державної системи моніторингу довкілля, а також підприємства, установи та організації, діяльність яких призводить або може призвести до погіршення стану довкілля. [22]

Основні принципи функціонування ДСМД визначені у постанови Кабінету Міністрів України від 30.03.1998 № 391 «Про затвердження Положення про державну систему моніторингу довкілля».

На даний час, у ДСМД функції і задачі спостережень та інформаційного забезпечення виконують 8 суб'єктів системи моніторингу: Міндовкілля, МНС, МОЗ, Мінагрополітики, Мінжитлокомунгосп, Держводгосп, Держкомлісгосп, Держкомзем.

Кожний із суб'єктів ДСМД здійснює моніторинг тих об'єктів довкілля, що визначаються Положенням про державну систему моніторингу довкілля та порядками і положеннями про державний моніторинг окремих складових довкілля.

Основні нормативні акти, що регламентують моніторинг об'єктів довкілля:

- постанова Кабінету Міністрів України від 09.03.1999 № 343 «Про затвердження Порядку організації та проведення моніторингу в галузі охорони атмосферного повітря»; [26]
- постанова Кабінету Міністрів України від 20.07.1996 № 815 «Про затвердження Порядку здійснення державного моніторингу вод»; [27]
- постанова Кабінету Міністрів України від 20.08.1993 № 661 «Про затвердження Положення про моніторинг земель»; [28]

- постанова Кабінету Міністрів України від 26.02.2004 № 51 «Про затвердження Положення про моніторинг ґрунтів на землях сільськогосподарського призначення». [30]

З метою координації діяльності міністерств та відомств, визначення основних принципів державної політики з питань розвитку системи моніторингу навколишнього середовища, забезпечення її функціонування на основі єдиного нормативно-методологічного забезпечення постановою Кабінету Міністрів України від 17.11.2001 № 1551 утворено Міжвідомчу комісію з питань моніторингу довкілля. [22]

Міндовкілля здійснюється організаційно-технічне забезпечення роботи комісії та її профільних секцій.

Існуюча система моніторингу довкілля базується на виконанні розподілених функцій її суб'єктами і складається з підпорядкованих їм підсистем. Кожна підсистема на рівні окремих суб'єктів системи моніторингу має свою структурно-організаційну, науково-методичну та технічну бази.

Функціонування ДСМД здійснюється на трьох рівнях, що розподіляються за територіальним принципом:

- загальнодержавний рівень, що охоплює пріоритетні напрямки та завдання моніторингу в масштабах всієї країни;
- регіональний рівень, що охоплює пріоритетні напрямки та завдання в масштабах територіального регіону;
- локальний рівень, що охоплює пріоритетні напрямки та завдання моніторингу в масштабах окремих територій з підвищеним антропогенним навантаженням.

1.2 Моніторинг якості повітря

Державною гідрометеорологічною службою (МНС) здійснюються спостереження за забрудненням атмосферного повітря у 53 містах України на

162 стаціонарних, двох маршрутних постах спостережень та двох станціях транскордонного переносу.

Ведуться спостереження за хімічним складом атмосферних опадів та за кислотністю опадів.

Програма обов'язкового моніторингу якості атмосферного повітря включає сім забруднюючих речовин: пил, двоокис азоту (NO_2), двоокис сірки (SO_2), оксид вуглецю, формальдегід (H_2CO), свинець та бенз(а)пірен. Деякі станції здійснюють спостереження за додатковими забруднюючими речовинами. Проводиться аналіз наявності забруднюючих речовин в опадах та сніговому покриві.

Державна екологічна інспекція (Міндовкілля) здійснює вибіркового відбір проб на джерелах викидів. Вимірюється понад 65 параметрів.

Санітарно-епідеміологічна служба (МОЗ) здійснює спостереження за якістю атмосферного повітря у житловій та рекреаційній зонах, зокрема поблизу основних доріг, санітарно-захисних зон та житлових будинків, на території шкіл, дошкільних установ та медичних закладів в містах та в робочій зоні. Крім того, здійснюється аналіз якості повітря у житловій зоні за скаргами мешканців.

Дані щодо стану атмосферного повітря, отримані з пунктів державної системи гідрометеорологічних спостережень Державної служби України надзвичайних ситуацій, публікуються на сайті Міндовкілля. [24]

1.3 Моніторинг та моделювання викидів CO₂

Моделі прогнозування якості повітря та більш складні інтегровані системи оцінки (IAM) нещодавно використовуються для підтримки рішень щодо управління якістю повітря та політики контролю викидів. Природним застосуванням екологічних моделей є прогнозування розповсюдження забруднюючих речовин, аналіз екологічних результатів деяких конкретних метеорологічних умов або оцінка впливу на довкілля джерел викидів.

У більшості детермінованих моделей якості повітря процес забруднення розглядається як розподілена система параметрів і математично описується набором рівнянь адвекції-дифузії, а також відповідними граничними та початковими умовами.

Щоб кількісно визначити можливі екологічні, економічні та економічні вигоди від зменшення викидів, існує необхідність оцінити поступовий внесок відповідної групи джерел викидів у навколишні концентрації з розумною точністю. Однак, завдяки дуже складній, мультидисциплінарній структурі таких систем, існує багато джерел неточності та невизначеності в моделюванні екологічних наслідків забруднення атмосфери, а також в результаті прийнятих регуляторних рішень.

Для оцінки точності результатів моделювання та пов'язаного з цим процесу підтримки прийняття рішень слід оцінити ефективність та невизначеність моделі. Прямий метод такої оцінки, як правило, заснований на вивченні відносної згоди між вимірами та результатами комп'ютерного моделювання. Однак точність такого порівняння зазвичай недостатня через різні просторові масштаби цих двох величин, де точкові вимірювання порівнюються із усередненими за обсягом результатами моделювання.

Для кращої характеристики проблеми слід визначити та оцінити основні джерела мінливості (часові, просторові чи міжособистісні відмінності вхідних даних) та невизначеності (неточна інформація або відсутність інформації про невідому кількість). Крім того, впровадження операційних

моделей забруднення атмосферного повітря зазвичай передбачає певні спрощення або параметризацію і не може повністю характеризувати складні фізичні процеси. Це джерело концептуальної невизначеності, яка також відображається в кінцевих результатах. Зокрема, це стосується невизначеності у виведенні траєкторій в лагранжевому підході або ефектів підмережі в Ейлерових моделях. Більше того, завдяки вимогам до продуктивності, в експлуатаційних моделях деякі атмосферні процеси параметризуються або описуються спрощеним способом. Наприклад, висоту шару змішування та атмосферну стабільність зазвичай оцінюють під час неточної евристичної процедури, яка є ще одним джерелом остаточної невизначеності.

Однак численні попередні дослідження показали, що основні невизначеності (похибка вимірювання або оцінки) зумовлені наборами вхідних даних, наприклад інвентаризація викидів та метеорологічні дані, залучаючи більше, ніж сама модель. Аналіз невизначеності даних про викиди є особливо значним та складним у випадку міських чи промислових районів.

Основна проблема впливає з високої просторової концентрації великої кількості джерел викидів з різними технологічними характеристиками, використовуваним видом палива та відповідними параметрами палива, складом забруднюючих речовин, інтенсивністю викидів, і як наслідок - різним діапазоном похибки викидів.[13]

У базових застосуваннях моделей якості повітря процеси транспортування забруднення повітря розглядаються як розподілена система параметрів, яка регулюється набором транспортних рівнянь, а також відповідними граничними та початковими умовами. Точна форма та структура моделі зазвичай залежить від її практичного застосування, типу розглянутих забруднюючих речовин та масштабу моделювання. Модель, як правило, враховує вхідні дані (поле викидів та метеорологічні дані), а також

основні фізичні та хімічні процеси, які визначають транспорт в атмосфері та перетворення компонентів забруднення повітря.

Що стосується практичного застосування, а також масштабу моделювання, найпоширенішими типами (реалізаціями) моделей забруднення повітря є:

- Модель Гаусса - заснована на спрощеному, аналітичному вирішенні рівнянь транспорту, спочатку використовується в основному для місцевого аналізу. Однак зараз доступне нове покоління моделей Гауса, де враховується мінливість основних метеорологічних полів, причому моделі також використовуються в регіональному масштабі (Scire et al., 2000).
- Модель Лагранжа - де спостерігається та аналізується відповідна траєкторія забруднюючого повітря ділянки відповідно до поля вітру та інших метеорологічних параметрів. Математичний опис має форму відповідного набору звичайних диференціальних рівнянь (орієнтований на джерело підхід). Перевагою цього методу є природна здатність оцінювати індивідуально вплив на навколишнє середовище обраних джерел викидів за допомогою матриць переносу. Цей підхід використовується при аналізі стратегії зменшення викидів.
- Ейлерова модель - математично керована скінченновимірним наближенням рівнянь, де область моделювання горизонтально та вертикально дискретизована у відповідну кількість комірок. Параметри числової схеми (часові та просторові етапи дискретизації) повинні бути відповідно встановлені, щоб задовольнити умови стабільності та монотонності (Jacobson, 2005).

Реалізація зазвичай включає зміни концентрацій забруднюючих речовин, включаючи адвекцію, дифузію, хімію, седиментацію та осадження.

Ця категорія моделей, що характеризується високими обчислювальними вимогами, використовується в найскладніших регіональних та масштабних реалізаціях (рецепторно-орієнтований підхід).

Моделі дисперсії забруднення атмосферного повітря останнім часом використовуються в численних проектах, що стосуються аналізу та управління якістю повітря. Така модель, заснована на вхідних даних (кадастр викидів та метеорологічний прогноз), може кількісно оцінювати якість навколишнього середовища та пропонувати шляхи вдосконалення.

Наприклад, моделі можуть бути безпосередньо використані для:

- прогнозування розподілу забруднення атмосферного повітря в домені,
- оцінки порушення норм якості повітря (критичні рівні концентрацій або критичних навантажень для відкладень),
- оцінки впливу на довкілля деяких визначених джерел,
- вибір оптимальних місць для нових інвестицій,
- моделювання та аналіз стратегій зменшення викидів.

Окрім такого безпосереднього використання моделей забруднення атмосферного повітря, багато країн останнім часом намагаються розробити так звані інтегровані моделі оцінки (IAM) (ApSimon et al., 2002), які призначені для комплексного аналізу якості навколишнього середовища і повинні використовуватися для підтримки рішень в управлінні якістю навколишнього середовища. Моделі інтегрованої оцінки мають на меті поєднати класичну модель транспорту забруднення з деякими економічними, технологічними та іншими обмеженнями та стандартами. Така система, крім аналізу природного сценарію, також дає можливість формулювати та вирішувати проблеми оптимізації, які враховують певні конкретні екологічні стандарти.

Деякі загальні методи оптимізації дають можливість реалізації складних стратегій контролю якості повітря. Традиційна транспортна модель

забруднення повітря - одна із складових такої інтегрованої системи. Додаткові модулі дозволяють врахувати деякі додаткові відносини та обмеження, наприклад, технологічні, економічні, демографічні, екологічні та інші. Ця система є інструментом для комплексного аналізу стратегій розвитку, орієнтованих на навколишнє середовище, а також для вирішення відповідних задач оптимізації. Однак, незалежно від того, наскільки складна така система, її головним компонентом, як правило, є модель дисперсії забруднення повітря, з іншими модулями, що включають відповідні обмеження та обмеження. Важливий етап цього складного аналізу полягає в оцінках впливу на навколишнє середовище окремих джерел викидів.

Така оцінка є більш природною з використанням моделей Лагранжа, де загальне забруднення зазвичай розраховується як суперпозиція внеску окремих джерел. Завдання є більш складним у випадку Ейлерівських моделей, де все поле викидів, що складається з багатьох окремих джерел, враховується під час одного прогнозування моделі.

Ключові емітери вуглекислого газу, такі як електростанції, що виробляють електроенергію, хімічні виробничі потужності, гірничодобувні роботи, вирубка лісів та транспортні засоби, що працюють на нафті, також є основними джерелами забруднення. Вугілля - це найбільше у світі забруднююче викопне паливо і спалювання вугілля є важливим фактором причиною як забруднення, так і зміни клімату.

Постановка задачі дослідження

Завданням даного дослідження є пошук нових та вдосконалення існуючих технологій та методів для прогнозування викидів вуглекислого газу.

Необхідно проаналізувати та обрати технологію, яка дозволить з найбільшою точністю прогнозувати викиди. Після цього потрібно

визначитись, які програмні засоби та бібліотеки найкраще підходять для реалізації поставлених задач.

Потрібно розробити нейронну мережу для прогнозування та візуалізації. Для адекватної та правильної роботи мережі вибрати оптимальні параметри роботи моделей та оптимізаційні функції.

Також необхідно визначити критерій ефективності роботи моделі.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДОЛОГІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИКИДІВ ПАРНИКОВИХ ГАЗІВ

2.1 Характеристики прогнозування викидів парникових газів

Розвиток питань екології та енергоспоживання призвело до відновлення інтересу до прогнозування викидів. Прогноз викидів CO₂ як основного ПГ розглядається світовим співтовариством як найбільший вплив на проблеми навколишнього середовища. Прогнозування викидів CO₂ становить також один важливий ключ до підвищення обізнаності серед людей громадськості щодо вирішення екологічних проблем. Вибір правильних методів прогнозування викидів CO₂ залежать від широкого діапазону факторів, які впливають як якісно, так і кількісно.

Було багато різних методів прогнозування, доступних в літературі. Це було пов'язано з різними місцями та чинниками викидів CO₂. Методи в основному засновані на застосуванні штучного інтелекту, традиційної лінійної регресії, комп'ютерного моделювання та оптимальної моделі зростання є найбільш популярними підходами.

Мета та цілі моделювання:

- Паризька угода передбачає, що в певний момент в середині сторіччя або пізніше, світ має досягти викидів на рівні “net-zero”
- НВВ України має відповідати довгостроковій цілі та бути порівняльним з глобальною ціллю
- Метою аналізу є оцінка різних траєкторій розвитку української економіки та оцінка наслідків їх впровадження з точки зору економічного зростання, витрат та викидів парникових газів

Основні висновки з моделювання:

- Теперішній шлях розвитку (business as usual) не призведе до

відокремлення економічного зростання від рівня викидів парникових газів.

- Водночас, результати моделювання демонструють, що перехід до сталої низьковуглецевої та кліматично опірної економіки з глибоким рівнем зниження парникових газів відповідно до цілей Паризької угоди, є можливим для України.
- В коротко та середньо терміновій перспективі, це може бути досягнуто шляхом повноцінного впровадження діючого та запланованого законодавства.
- Цей аналіз також демонструє, що це може бути досягнуто без значних змін теперішньої економічної структури.
- Визначення довготермінових кліматичних амбіцій, показує, що це відкриє Україну не лише для трансформації в кліматично нейтральну економіку, але також посилить інновації та конкурентоспроможність, основними чинниками яких будуть чиста енергетика, сектор послуг та технології та дозволить уникнути заморожування капіталу в неефективних та застарілих активах.
- Щоб досягти кліматичної нейтральності в довготерміновій перспективі, необхідно залучити значні інвестиційні кошти ближче до середини сторіччя водночас з необхідністю запровадження новітніх технологій, таких як *водень, уловлювання та зберігання вуглецю, тощо*, які є занадто дорогі на сьогоднішній день; наступним кроком буде проаналізовано роль ринкових механізмів, які зможуть допомогти забезпечити цей перехід.

Результати моделювання забезпечуватимуть:

- Результат моделювання основних сценаріїв динаміки викидів ПГ в Україні;
- Сценарії макроекономічного розвитку;
- Оцінки макроекономічних наслідків реалізації основних сценаріїв;

- Аналіз чутливості модельних результатів основних сценаріїв;
- Оцінку інвестиційних потреб для реалізації сценаріїв.

2.2 Оцінка моделей прогнозування викидів

Нейронна мережа

Радоевич та ін. розробили штучну нейронну мережу (ANN) для оцінки викидів CO₂ в Сербії. Вони намагалися дослідити та оцінити можливість використання техніки для прогнозування екологічних показників сталого розвитку в країні. Це було зроблено для того, щоб подолати проблему неповних даних і для моделювання різних сценаріїв розвитку та їх вплив на екологічне середовище. Для цього був використаний програмний засіб NeuroShell 2 проектування та навчання нейронних мереж. Дані розглядалися з 1999 по 2007 рік. Частка відновлюваних джерел енергії, валовий внутрішній продукт (ВВП), валовий споживання енергії та енергоємність були вибрані як вхідні параметри. Результати навчання країн ЄС та Болгарії було порівняно з результатом від Сербії. Болгарія була обрана в якості країни, що представляє особливий інтерес, оскільки її рівень економічного розвитку, структура галузі, клімат, та енергоємність, а отже, і вхідні дані дуже схожі на сербські. Насправді, ANN показала хороші результати для Болгарії навіть у прогнозуванні викидів ПГ на 5 років і більше в майбутньому, відносна помилка була менше 10%. Тому хороші результати для Сербії можна було очікувати там, де нарешті фактично також були оцінені викиди ПГ для Сербії. На підставі отриманих результатів можна зробити висновок, що ANN можна застосовувати для моделювання викидів ПГ, як один із екологічних параметрів сталого розвитку. Крім того, моделі ANN можуть бути корисним інструментом для моделювання різних сценаріїв розвитку, впливів та заходів, що реалізуються урядом та промисловістю, а отже, і для підтримки прийняття рішень у сталому

розвитку на національному та міжнародному рівнях.[16]

Лю та ін. запропонували модель нейронної мережі, яка прогнозує викиди CO₂ в Китаї. Такі змінні, як дані про ВВП, експорт, ІСЦ (індекс споживчих цін), інвестиції в основний капітал і населення були розглянутими. Спочатку була побудована нейронна мережа для часового інтервалу 1990–2010 рр. Викиди вуглецю позначали викиди CO₂ від викопного палива та виробництва цементу. Потім, враховуючи ефект субстандартної іпотечної кризи та європейської боргової кризи, дослідники прогнозували викиди в найближчі 10 років через мережу. Відносна помилка була відсоток різниці між реальною, були розраховані викиди та розрахунковий викид. Отримані значення становили від 1% до -1%. Отже, дослідники дійшли висновку, що мережа була дуже добра для прогнозування. Результат показав, що викиди Китаю наближаються до поворотного пункту. Від цього пункту, якщо він бажає виробляти менше викидів, китайський уряд не повинен збільшувати інвестиції в основні фонди для стимулювання ВВП. [8]

Яп і Каррі розробили загальну подачу моделі нейронних мереж для представлення двоступеневої прогнозовної моделі викидів. Модель першого етапу передбачає прогнозування параметрів двигуна, потужності та сили притягання та прогнозовані параметри були використані як вхідні дані для моделі другого етапу для прогнозування викиди транспортних засобів. Модель другого етапу прогнозувала не тільки викиди CO₂, але й вуглеводні (НС), окис вуглецю (СО) та кисень (O₂). Три нейромережі прямої передачі моделі були досліджені та порівняні в цьому дослідженні: зворотне поширення, оптимізація пошарово і мережі радіальних базисних функцій. Експериментальні дані були отримані з динамометра шасі авто. Для вимірювання використовували логічний 5-газовий аналізатор рівнів викидів СО, CO₂, НС та O₂. На основі експериментальної установки, моделі нейронної мережі були навчені та перевірені для точного прогнозування

ефекту умови експлуатації двигуна щодо викидів за зміною кількості прихованих вузлів. Обрана оптимізація пошарової мережі виявилася найточнішим і найнадійнішим інструментом прогнозування з похибкою прогнозу 5%. [21]

Беранг та ін. застосували інтегрований багатошаровий шар нейронної мережі перцептрона та Бджолиний алгоритм (БА) для прогнозування світових викидів CO₂. Дані з періоду у двадцять сім років (1980-2006) були використані для розробки обох форм (лінійна та експоненціальна) оцінки попиту БА. На першому етапі БА було застосовано для визначення попиту на світове викопне паливо та на первинну енергію, рівняння на основі соціально-економічних показників. Населення світу, валовий внутрішній продукт (ВВП), об'єми торгівлі нафтою та торгівля природним газом були використані як соціально-економічні показники у цьому дослідженні. Існувало два сценарії, призначені для прогнозування кожного соціально-економічний показник у майбутньому інтервалі. Для I сценарію кожен соціально-економічний індикатор, було встановлено кілька поліноміальних ліній тренду спостережуваних даних та найкраще підігнаний поліном (найвище значення коефіцієнта кореляції (R²)) для кожного соціально-економічного показника використовувався на майбутнє прогнозування. Потім у Сценарії II кілька нейронних мережі пройшли навчання за згаданими показниками, а найкраще навчена мережа для кожного соціально-економічного показника була використана для прогнозування в майбутньому. Після цього були використані найкращі результати на першому кроці для проєкції світових викидів CO₂ на основі нафти, споживання природного газу, вугілля та первинної енергії з використанням БА. На закінчення, методи штучного інтелекту були успішно використані для оцінки світової нафти, природного газу, вугілля, а також споживання первинної енергії та викиди CO₂, заснованих на структурі міжнародних промислових і економічних умови. [2]

Лі та інші, також запропонували тип нейронної мережі, яка називається комбінованою функцією радіальної основи (RBF) з часовими рядами для прогнозування та аналізу CO₂ викидів в Китаї. Він вивчає раціональність і гнучкість нейронної мережі RBF, яка використовується для прогнозування викидів CO₂. Цей документ перетворив загальну енергію споживання до викидів CO₂. Дані були взяті для періоду між 1990 і 2010 рр. Емпіричний результат показав, що нейронна мережа RBF є вищою можливістю наближення функції та високою прогнозованою точністю. Дослідники вважали, що це дійсно метод прогнозування викидів CO₂ в силу наведеного вище аналізу та контрольного значення при актуалізації стратегія сталого розвитку. [6]

Созен та ін. використовували штучну нейронну мережу для отримання рівняння для прогнозування викидів парникових газів(ПГ) Туреччини з використанням споживання галузевої енергетики як показником. Отримані рівняння були використані для визначення майбутнього рівня викидів ПГ і вживання заходів для контролю частки секторів в загальний викид. ПГ включали в себе CO₂, вуглець монооксид (CO), діоксид сірки (SO₂), діоксид азоту (NO₂) та викиди неметанових летких органічних речовин з'єднання (E). Прогнозувались викиди ПГ з 2007 по 2020 рр. Варіанти алгоритму, використовуюваного в дослідженні були масштабовані спряженим градієнтом та алгоритмом Левенберга – Марквардта(LM). Для перевірки оцінки підходу ANN, значення статистичної похибки, такі як R², середньоквадратичне значення (середньоквадратичне значення) та середня абсолютна похибка навчання у відсотках (MAPE) та дані тестування були оцінені. Значення R² у цьому дослідженні були набагато вищими за інші дослідження та значення були в допустимому діапазоні. Крім того, значення помилок були також досить малі. Нове формулювання залежить від галузевого енергоспоживання та викидів ПГ. Найкращим алгоритмом був LM з 8 нейронами. На закінчення результати цього дослідження показали, що оцінювальна здатність ANN

була відмінною, особливо коли тестових значень не було використано для навчання ANN. [19]

Грей модель (GM)

Пао та ін. представили вдосконалену модель GM, яку називають нелінійною грей моделлю Бернуллі (NGBM) у своїх дослідженнях. Модель була розроблена для прогнозування трьох показників, якими були: викиди вуглецю, енергія споживання та реального виробництва в Китаї. Це дослідження збирало щорічні дані про споживання енергії, CO₂ викидів, енергоємності, інтенсивності вуглецю та реальний ВВП. Він врахував дані за період між 1980 і 2009 рр. Після цього результати були порівняно з GM та ARIMA. З метою оцінювання можливості прогнозування поза вибіркою, точність прогнозування перевіряється шляхом обчислення трьох різних статистичних даних оцінки: середня квадратична помилка (RMSE), середня абсолютна похибка (MAE) та MAPE. Можливість прогнозування NGBM з оптимальною моделлю параметрів, а саме NGBM-OP надзвичайно вдосконалений, оскільки він отримав надійні результати з точки зору MAPE, RMSE та MAE, коли був порівняний з моделями ARIMA та GM. MAPE NGBM-OP для вибірки з 2004 по 2009 були в межах від 1.10 до 6.26. Результати передбачення показали, що складені в Китаї рівень річних викидів, споживання енергії та зростання реального ВВП були встановлені відповідно на 4,47%, 0,06% та 6,67% між 2011 і 2020 рр. Тим часом результати коінтеграції показали, що довготривалий рівноважний взаємозв'язок існує між цими трьома показниками і викиди виявились реальними показниками нееластичного та еластичного споживання енергії. Орієнтовні значення також не можуть підтримати гіпотезу ЕКС і реальний результат суттєво негативно вплинув на викиди. [14]

По і Цай [15] застосували модель прогнозування грей (GM) за трьома змінними: викиди CO₂, споживання енергії та реального ВВП для

дослідження динаміки взаємозв'язків між змінними для Бразилії. Дані для дослідження розглядалися у період між 1980 і 2007 роками. Знахідка обернених U-подібних зв'язків як доходи від викидів, так і дохід від споживання енергії означають, що і екологічна шкода, і спочатку споживання енергії зростає із збільшенням доходу, потім стабілізуються і врешті-решт стабілізуються. Тим часом, результати причинно-наслідкового зв'язку свідчать про те, що існувала двонаправлена сильна причинно-наслідкова зв'язок між доходом та енергією споживання та викидів.

Авторегресивна інтегрована модель ковзного середнього (ARIMA) також була побудована в порядку для порівняння прогнозованої здатності GM-моделі. І та, і інша з моделей показали сильну продуктивність прогнозування з MAPE менше 3%. [15]

Лін та інші у своєму дослідженні застосували модель грей прогнозування для оцінки майбутніх викидів CO₂ у Тайвані з 2010 по 2012 рр. Розглянутими змінними були викиди CO₂, пов'язані зі споживанням енергії з вугілля, нафти та природного газу в Тайвані. Для навчання використовувались дані навчання з 2001 по 2006 рік підгонка моделі та дані з 2007 по 2009 рік були зарезервовані для перевірки. Потім GM (1, 1) прогнозував далі збільшення викидів CO₂ протягом наступних 3 років. Для визначити точності запропонованої моделі, у цьому дослідженні використовували MAPE, порівнюючи фактичне значення та прогнозоване значення для визначення прогнозованої помилки. Запропонована модель прогнозування дала правдоподібне значення прогнозування, коли MAPE був низьким. Значення залишкової похибка та середньої залишкової похибки також були розраховані. Результати показали, що в середньому залишкова похибка GM (1, 1) була нижче 10%. Ця модель виявила високий ступінь достовірності прогнозу, представляючи чітко життєздатний засіб прогнозування CO₂ викидів. [7]

Лю та інші також представили модель GM у своєму дослідженні,

фіксували тенденції розвитку чисельності автотранспорту, транспортне споживання енергії та викидів CO₂ на Тайвані протягом 2007 - 2025 років, вимір транспортних викидів CO₂, заснований на Міжурядовій комісії з питань зміни клімату (МГЕЗК) керівних принципів було пристосовано до кількості палива Тайваню, що включає щільність палива. У цьому дослідженні подальше використовувалася прокатна модель прогнозування грей (RGM), щоб представити новішу інформацію про поведінку системи та порівняти результати прогнозування з моделлю GM (1, 1). Різниця між GM (1, 1), та моделлю RGM така, що модель прокатки дозволяє уникнути накопичення історичного значення, зберігаючи постійну кількість точок даних та прийняття останніх даних для побудови моделі. Тобто, RGM оновлює послідовність введення в GM (1, 1), відкидаючи найстарішу і додаючи останні точки даних у кінець початкової послідовності для кожного часу роботи циклу. Порівняння між моделлю прогнозу GM (1, 1) та RGM (1, 1) вказали, що застосування механізму прокатки не може змінити вищий темп зростання, який прогнозував GM (1, 1). Крім того, результати від GM (1, 1) були більшими відповідно до поточної транспортної політики для скорочення автотранспорту. Таким чином, модель GM (1, 1) було прийнято для прогнозування тенденцій розвитку за різних темпів економічного зростання. Після того, було проведено аналіз сценаріїв за трьома показниками за допомогою побудованої моделі. Дослідники також дійшли висновку, що грей модель прогнозування, використана в цьому дослідженні, також може бути застосованою із модифікацією до інших секторів для прогнозування та аналізу потенційного скорочення CO₂. [9]

Адаптивна нейро-нечітка інтелектуальна система

Родрігес та ін. запропонували нейро-нечітку інтелектуальна система - ANFIS (адаптивна мережа система нечіткого висновку) для річного прогнозу

викидів парникових газів (ПГ) в атмосферу. Метою цієї роботи було застосувати нейро-нечітку систему для щорічного прогнозування ПГ на існуючих даних про викиди, включаючи останні 37 років у Бразилії. Такі викиди стосуються $t\text{CO}_2$ (тонн вуглецю діоксид) в результаті споживання викопного палива для енергетичних цілей, а також пов'язані зі змінами у користуванні землею, отримані показники з вирубки лісів. Економічні показники та населення, також враховувався індекс зростання. Система моделювання враховувала визначення вхідних даних вимірних параметрів для прогнозування викидів ПГ у перерахунку на тонни CO_2 . Було три вхідні змінні, які використовуються для оцінки загальної кількості CO_2 на рік вперед викидів. Результати показали нейронно-нечітку систему, яка послідовно оцінила дані та була підтверджена фактичним тестом даних. [17]

Статистичні методи

Саймолов та ін. провели статистичні дослідження методів оцінки та середньострокового прогнозування викидів парникових газів у Росії. Оцінка річної антропогенної емісія ПГ та її прогностична оцінка на період від 1 до 3 років в російських умовах були розглянуті в цій роботі. Оцінені викиди на період між 1998 роком і 2004 р. на основі регресійної моделі з використанням як прогнозу ВВП та деяких галузевих показників, та прогностичний ряд на період після 2004р обчислюється за допомогою регресійної моделі. У висновку, наявність досить значного та стабільного статистичного взаємозв'язку між викидами ПГ та декількох показників економіки країни дозволяє отримати оперативну оцінку та прогнозування викидів ПГ в економіці Російської Федерації с часом очікування до декількох років. Це можна було оцінити та передбачити як загальний викид усіх ПГ в перерахунку на CO_2 -еквівалент та окремі викиди ПГ в різних секторах економіки. І ті, і інші макроекономічні та галузеві показники економічного розвитку можуть використовуватися як предиктори, коли

мова йде про побудову моделей регресії для прогнозування. [18]

Лінійна регресія

Мурад та співавт. використовували звичайні методи найменших квадратів для оцінки параметрів у трьох моделях лінійної регресії, задіяних у дослідженні. Метою статті було фактично виявити та проаналізувати зв'язок між зміною клімату та зростанням сільського господарства в Малайзії та переслідувати три підцілі: визначити та проаналізувати зв'язок між темпами зростання сільського господарства та оцінкою зміни клімату; визначити та проаналізувати зв'язок між викидами CO₂ на душу населення та індексом сільськогосподарського виробництва; та визначити та проаналізувати зв'язок між індексом сільськогосподарського виробництва на душу населення та викидами CO₂ на душу населення.

Дані щодо темпів зростання сільського господарства та оцінки зміни клімату для Малайзії були встановлені лише за останні чотири роки з 2006 по 2009 рік. Дані щодо інших змінних, таких як індекс сільськогосподарського виробництва на душу населення та викиди CO₂ на душу населення, були стандартизовані, що охоплює період з 1990 по 2004 років.

Результати дослідження виявили три важливі для Малайзії спостереження: зв'язок між темпами приросту сільського господарства та оцінкою кліматичних змін виявився негативним, але незначним; встановлено, що зв'язок між викидами CO₂ на душу населення та індексом сільськогосподарського виробництва є прямим та дуже значним; а зв'язок між індексом сільськогосподарського виробництва на душу населення та викидами CO₂ на душу населення виявився позитивним та дуже значним. Крім того, було доведено, що зростаючий рівень викидів CO₂ на душу

населення в країні має як згубні, так і сприятливі наслідки для її сільськогосподарського зростання. [11]

Аналіз тенденцій та лінійна регресія

Кон та Бук застосували регресійний аналіз для прогнозування викидів CO₂, пов'язаних з енергією. Для його моделювання був використаний підхід аналізу тенденцій. Для досягнення цієї мети було визначено тенденції викидів CO₂ для 25 найбільших країн та загальних світових викидів CO₂ протягом 1971-2007 років. Ці дані регресували протягом року за допомогою методу найменших квадратів.

При розробці регресійного аналізу відкидаються регресійні аналізи зі значеннями R² менше 0,94, що демонструють незначний вплив у статистичних тестах. Статистично значущі тенденції були відзначені в одинадцяти країнах, а саме Індії, Південній Кореї, Ісламській Республіці Іран, Мексиці, Австралії, Індонезії, Саудівській Аравії, Бразилії, Південній Африці, Тайвані, Туреччині та в цілому світі. Тому ці одинадцять країн та світові загальні викиди CO₂ були прогнозовані. Викиди CO₂ для одинадцяти країн та загальна кореляція загальних викидів CO₂ у порівнянні з роком (Y) була отримана за допомогою моделювання з коефіцієнтами придатності та значеннями R² для кожного фітінгу.

Весь регресійний аналіз був проведений за допомогою пакету EViews 5.0. Результати, отримані в результаті аналізів, показали, що моделі для цих країн можуть бути використані для прогнозування викидів CO₂ у майбутньому плануванні. Розрахункові результати для викидів CO₂ із встановлених кривих були порівняні з прогнозованими викидами CO₂, наведеними в International Energy Outlook 2009 Міністерства енергетики США, розрахованими за сценарієм «високого економічного зростання», «еталонним сценарієм» та сценарієм «низького економічного зростання»

відповідно. Узгодження між розрахунковими результатами та прогнозованими викидами CO₂ за різними сценаріями знаходились у прийнятному діапазоні. [5]

Логістична функція

Мен і Ніу використовували логістичну функцію для моделювання S-подібної кривої та для покращення відповідності викидів CO₂ при спалюванні викопного палива в Китаї. У цьому дослідженні були включені значення викидів CO₂ із таких галузей: сільське господарство, лісове господарство, тваринництво, рибальство та збереження води; промисловість; будівництво; транспорт, зберігання та пошта; оптова та роздрібна торгівля, готелі та послуги громадського харчування; інші - з 1999 по 2008 рр. Параметричні методи оцінки логістичного рівняння були досліджені та надалі застосовані для моделювання кривої викидів CO₂ при спалюванні викопного палива. Було надано три алгоритми для оцінки його параметрів, де було виведено три рівняння та вибрано рівняння з оптимальною якістю припасування. Враховуючи різні характеристики викидів різних галузей, три алгоритми оцінювали параметри викидів CO₂ у кожній галузі окремо. Найбільш підходящі параметри для кожної галузі були обрані на основі критерію MARE. За допомогою комбінованих значень моделювання обраних моделей була отримана оцінка загальних викидів CO₂ при спалюванні викопного палива. Емпіричний аналіз Китаю показує, що метод був кращим, ніж лінійна модель, з точки зору якості придатності та ризику моделювання. [10]

Щітковий аналіз

Джіа та співавт. представили графічний та алгебраїчний метод аналізу щіткового викиду вуглецю для регіонального прогнозування та прийняття

рішень на основі щіткового аналізу. Підхід до щіткового аналізу - це попередній інструмент енергетичного планування, який демонструється на прикладі дослідження. Для ілюстрації запропонованого методу було представлено тематичне дослідження хімічного індустріального парку. За своїм місцем розташування та існуючим галузевим розподілом цей парк буде відбудовано та пристосовано для здійснення переходу від промислового району до екологічно чистого. В основному він був розділений на чотири частини наступним чином: регіон екологічного відновлення та контролю забруднення (Регіон 1), регіон, що підтримує екологію (Регіон 2), регіон розширення екологічної промисловості (Регіон 3) та регіон переходу екологічної промисловості (Регіон 4). На основі загального регіонального планування регіональна схема розподілу енергії буде змінена з урахуванням обмежених викидів CO₂. Зібрано дані для хімічного індустріального парку. Використовуючи кумулятивні викиди CO₂ - сукупні криві складеної енергії, було націлено на попит на енергію та викиди CO₂. На закінчення запропонована схема енергетичного планування передбачає зменшення викидів CO₂ на 29,7%. [4]

Метод "зверху вниз"

Вей та Чжао представили розробку інвентаризації викидів CO₂ судноплавства Ваньчжоу в муніципалітеті Чунцин, Китай, використовуючи метод "зверху вниз". Метод містив два основні параметри, які були витратою палива та коефіцієнтами викидів. На думку дослідників, існувало два типових підходи до розробки інвентаризації суден: "знизу вгору" та "зверху вниз". Коли використовується метод «знизу вгору», судна класифікуються за їх типом, розміром, типом двигуна, навантаженням двигуна, потужністю двигуна та споживанням палива, кожна група суден відповідає спеціальному коефіцієнту викидів та коефіцієнту споживання палива. Метод «знизу вгору»

кращий, коли доступні точні, прозорі та стабільні дані. Незважаючи на те, що метод "знизу вгору" здається більш точним, коли доступні точні дані про діяльність, інвентаризація викидів виявляється більш прозорою і порівнянною, якщо ми використовуємо метод "зверху вниз", коли основних даних про діяльність, такі як інформація про двигун, категорію судна та години роботи, бракує. Отже, ця стаття обрала метод «зверху вниз». Дослідники також використали рекомендацію переглянутих керівних принципів МГЕЗК для національних кадастрів парникових газів 1996 року, згідно з якою викиди від навігації оцінюються шляхом множення кількості споживаного палива на відповідний коефіцієнт викидів. Результати показали, що викиди CO₂ при транспортуванні Ванчжоу коливалися з незначними змінами. У той же час пасажиро- та вантажообіг вантажоперевезень швидко збільшився з 2003 по 2008 рік, це означало зменшення викидів CO₂ на одиницю обсягу товарообігу за останні роки. На основі плану розвитку судноплавства у Ванчжоу дослідники прогнозували викиди CO₂ у 2011, 2015, 2020 роках за двох ситуацій (базовий сценарій та новий політичний сценарій). За новим політичним сценарієм відбулось ефективне скорочення викидів порівняно з базовим сценарієм, коли воно може зменшити викиди CO₂ лише у 2020 році. [20]

Висновки до 2 розділу

Були досліджені питання прогнозування забруднення навколишнього середовища парниковими газами. Також була отримана інформація про мету та цілі моделювання забруднення.

У ході аналізу доступної літератури на цю тему було виявлено багато методів та підходів до прогнозування. Серед них були як методи, які прогнозують забруднення навколишнього середовища забруднюючими речовинами, так і методи, які дозволяють прогнозувати викиди вуглекислого

газу на основі різних соціально-економічних показників окремо взятої країни, такі як ВВП, приріст населення, використання та видобування вугілля та інших видів палива, рівень споживання електроенергії.

Також були розглянуті нейронні мережі, за допомогою яких можливо робити прогнозування викидів вуглекислого газу в атмосферу на основі декількох сутностей. Вони також показали себе впевнено у ситуаціях малих та нечітких даних.

Стандартні методи аналізу та прогнозування, такі як логістична регресія, також можуть бути проаналізовані в цьому дослідженні, оскільки вони добре працюють, коли є набір даних, у якому викиди розподілені по секторах.

Зважаючи на проведений аналіз, було доцільним сконцентрувати увагу дослідження на нейронних мережах, оскільки вони більш гнучкі та використовують набагато менше ресурсів.

РОЗДІЛ 3

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ПРОГНОЗУВАННІ ЕКОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

3.1 Основи використання нейронних мереж у прогнозуванні

Необхідно знати джерела, а також кількість цих забруднювачів, щоб мінімізувати шкідливі наслідки забруднення атмосфери для здоров'я. Обчислення цих дрібних частинок служить показником якості повітря. Для контролю забруднення повітря та захисту людей від його впливу необхідні дані про якість повітря в режимі реального часу. Отже, прогнозування якості повітря є обов'язковим, щоб надати повну інформацію про якість повітря при прийнятті важливих рішень щодо управління навколишнім середовищем. Було проведено багато досліджень для прогнозування якості повітря. Для вимірювання збільшення забруднення методи прогнозування якості повітря швидко модернізуються на вимогу. Моделі, такі як періодична нейронна мережа (RNN) та довга короткочасна пам'ять (LSTM), застосовуються для виконання метеорологічного прогнозування, прогнозування викидів парникових газів, прогнозування погоди, прогнозування трафіку мережі, а також оцінки забруднення повітря та ймовірності опадів.

Глибоке навчання використовує багат шарову архітектуру для вилучення внутрішніх особливостей шарів. Він витягує дані знизу до самого верхнього рівня і може визначити характерний шаблон у даних. На просторовий розподіл та тимчасові тенденції процесу якості повітря впливають різні фактори, такі як викиди забруднення атмосферного повітря, погодні умови, діяльність людини тощо, що ускладнює процес. Цей стан призвів до збільшення проблем із використанням звичайних тривіальних

моделей, як правило, для забезпечення кращого зразка. Глибоке вивчення може призвести до хороших показників прогнозування якості повітря шляхом вилучення характеристик якості повітря, не знаючи жодної інформації з минулого. У цій роботі застосовується модель глибокого навчання для прогнозування викидів. Для оцінки використовуються архітектури RNN, LSTM та stacked LSTM.

Для усіх розрахунків був використаний хмарний сервіс GoCalc, який являється аналогом відомої програми Jupyter Notebook. Усі можливості та функції аналогічні, проте для роботи у GoCalc не потрібно нічого встановлювати на комп'ютер.

Огляд використаних бібліотек

Для побудови нейронних мереж необхідно скористуватися такою зручною та потужною бібліотекою, як TensorFlow. Також вкрай необхідна буде бібліотека Keras.

Keras – це відкрита бібліотека для роботи з нейронними мережами, написана на мові Python. Keras містить у собі інструменти для зручної підготовки текстових матеріалів, картинок та часових рядів, - найпоширеніших типів даних.

Keras має вбудовану візуалізацію для моделей. Саме тому це найбільш корисний інструмент у подальшому аналізі та прогнозуванні.

Також були використані популярні бібліотеки для роботи з математичними даними такі як pandas та numpy.

3.2 Оптимізаційний алгоритм для моделей нейронних мереж

Для зручності переглянемо процес, як працює нейронна мережа

Пряме поширення комірки LSTM - це місце, де вхідні дані подаються, потім проходять через приховані стани, після цього отримуються вихідні

дані (або на кожному кроці часу, або в кінці, залежно від типу проблеми, як класифікація, прогнозування тощо,)

Потім після отримання вихідних даних обчислюється помилка між фактичним значенням та прогнозованим значенням. Тут з'являється функція втрат .

Проблема класифікації - перехресна ентропія / log-вірогідність

Проблема регресії - використовуються середньоквадратична помилка, середня абсолютна помилка.

Отже, підрахувавши помилку, ми просто повертаємося в часі у випадку нейронних мереж RNN, які оновлюють ваги матриць та стану комірок LSTM. На практиці ми позначаємо ці алгоритми зворотного розповсюдження як алгоритми оптимізації, такі як Gradient Descent тощо.

Алгоритми оптимізації, такі як RMSProp, Adam, набагато швидші на практиці, ніж стандартний алгоритм градієнтного спуску.

Загалом, навчальна частина будь-якого алгоритму нейронної мережі полягає в тому, що на ранніх етапах навчання він буде працювати дуже жахливо і протягом певного періоду, з правильною функцією втрат та алгоритмом зворотного розповсюдження він намагатиметься зменшити шанси класифікувати помилку та буде швидко сходиться залежно від використовуваного алгоритму зворотного розповсюдження.

Середньоквадратична помилка, або MSE, втрата - це втрата за замовчуванням, яка використовується для проблем регресії.

Математично це найкраща функція втрат у рамках визначення максимальної ймовірності, якщо розподіл цільової змінної є гауссовим. Функцію збитків слід оцінювати першою і змінювати її лише за наявності поважних причин.

Середня квадратична помилка обчислюється як середнє значення квадратичних різниць між прогнозованими та фактичними значеннями. Результат завжди позитивний, незалежно від знаку передбачуваних та

фактичних значень, а ідеальне значення - 0,0. Квадратування означає, що більші помилки призводять до більшої кількості помилок, ніж менші помилки, що означає, що модель карається за більші помилки.

Функцію середньоквадратичної втрати помилок можна використовувати в Keras, вказавши "mse" або "mean_squared_error" як функцію втрат при складанні моделі.

Вибір оптимізаційного алгоритму

Adam - це адаптивний алгоритм оптимізації швидкості навчання, розроблений спеціально для навчання глибоких нейронних мереж. Вперше опублікований у 2014 році, Адам був представлений на дуже престижній конференції для практиків глибокого навчання - ICLR 2015. Документ містив декілька дуже перспективних схем, що показують величезний приріст продуктивності з точки зору швидкості навчання. Однак через деякий час люди почали помічати, що в деяких випадках Adam насправді знаходить гірше рішення, ніж стохастичний градієнтний спуск. Для вирішення проблем Adam було проведено багато досліджень.

Є два інших розширення стохастичного градієнтного спуску - на їхньому тлі відразу видно переваги Adam:

- AdaGrad - підтримує встановлену швидкість навчання, яка покращує результати при розходженні градієнтів (наприклад, при проблемах з природною мовою і комп'ютерним зором).

- RMSProp - підтримує встановлену швидкість навчання, яка може змінюватися в залежності від середніх значень недавніх градієнтів для ваги (наприклад, наскільки швидко він змінюється). Це означає, що алгоритм добре справляється з нестационарними проблемами (наприклад, шуми).

Adam об'єднує в собі переваги цих розширень, тому я вибрав його.

Алгоритми використовують потужність методів адаптивного рівня

навчання для пошуку індивідуальних показників навчання для кожного параметра. Він також має переваги Adagrad, який дійсно добре працює в умовах з розрідженими градієнтами, але бореться з неопуклою оптимізацією нейронних мереж, і RMSprop, який вирішує деякі проблеми Adagrad і працює насправді добре в он-лайн налаштуваннях. Популярність Adam зростає в геометричній прогресії відповідно до статті "Погляд на тенденції машинного навчання" від Андрея Карпаті.

Оптимізатор Adam можна розглядати як поєднання RMSprop та стохастичного градієнтного спуску з імпульсом. Він використовує квадратичні градієнти для масштабування швидкості навчання, як RMSprop, і використовує імпульс, використовуючи ковзну середню градієнта замість самого градієнта, як SGD з імпульсом. Давайте детальніше розглянемо, як це працює.

Adam - це адаптивний метод швидкості навчання, що означає, що він обчислює індивідуальні показники навчання для різних параметрів. Її назва походить від оцінки адаптивного моменту, і причиною її називають саме тому, що Adam використовує оцінки першого та другого моментів градієнта, щоб адаптувати швидкість навчання для кожної ваги нейронної мережі. Момент - N-й момент випадкової величини визначається як очікуване значення цієї змінної в степені n. Більш формально:

$$m_n = E[X^n] \quad (1)$$

Де, m – момент, X – випадкова змінна.

Зауважимо, що градієнт функції витрат нейронної мережі можна вважати випадковою величиною, оскільки вона зазвичай оцінюється на деякій невеликій випадковій партії даних. Перший момент є середнім, а другий момент - безцентрова дисперсія (тобто ми не віднімаємо середнє підчас обчислення дисперсії). Для оцінки моментів Адам використовує

експоненціально ковзаючі середні, обчислені на основі градієнта, оціненого для поточної міні-партії:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (3)$$

Де, m і v - ковзні середні,

g - градієнт поточної міні-партії,

а β - нові введені гіперпараметри алгоритму.

Щоб побачити, як ці значення співвідносяться з моментом, визначеним як у першому рівнянні, потрібно спочатку розглянути очікувані значення ковзних середніх. Оскільки m і v є оцінками першого та другого моментів, було б очікувано мати таку властивість:

$$E[m_t] = E[g_t] \quad (4)$$

$$E[v_t] = E[g_t^2] \quad (5)$$

Де, $E[m_t], E[v_t]$ – очікувані значення ковзного середнього,

Очікувані значення оцінювачів повинні дорівнювати параметру, який ми намагаємось оцінити, оскільки в нашому випадку параметром також є очікуване значення. Якби ці властивості виконувались, це означало б, що були б неупереджені оцінки. Тепер ми побачимо, що це не справедливо для наших ковзних середніх. Оскільки ми ініціалізуємо середні значення нулями, оцінювачі зміщуються до нуля. Доведемо, що для m (доведення для v було б аналогічним). Щоб довести, що нам потрібно сформулювати для m найперший градієнт. Спробуємо розгорнути пару значень m , щоб побачити, який шаблон ми будемо використовувати:

$$m_0 = 0$$

$$m_1 = \beta_1 m_0 + (1 - \beta_1) g_1 = (1 - \beta_1) g_1$$

$$m_2 = \beta_1 m_1 + (1 - \beta_1) g_2 = \beta_1 (1 - \beta_1) g_1 + (1 - \beta_1) g_2 \quad (6)$$

Як можна побачити, чим далі розширюється значення m , тим менше перших значень градієнтів сприяє загальному значенню, оскільки вони помножуються на дедалі менші бета-версії. Захопивши цей шаблон, є можливість переписати формулу для нашого ковзного середнього:

$$m_t = (1 - \beta_1) \sum_{i=0}^t \beta_1^{t-i} g_i \quad (7)$$

Тепер потрібно подивитись на очікуване значення m , щоб побачити, як воно співвідноситься із справжнім першим моментом, щоб була можливість виправити невідповідність двох:

$$\begin{aligned} E[m_t] &= E[(1 - \beta_1) \sum_{i=0}^t \beta_1^{t-i} g_i] \\ &= E[g_i](1 - \beta_1) \sum_{i=0}^t \beta_1^{t-i} + \zeta \\ &= E[g_i](1 - \beta_1^t) + \zeta \end{aligned} \quad (8)$$

У першому рядку використовується нова формула для ковзного середнього для розширення m . Далі наближуємо $g[i]$ до $g[t]$. Тепер можна взяти його із суми, оскільки це зараз не залежить від i . Оскільки відбувається наближення, у формулі з'являється помилка ζ . В останньому рядку просто використовуємо формулу для суми кінцевого геометричного ряду. З цього рівняння слід зазначити дві речі.

Існує упереджений оцінювач. Це стосується не лише Adam, те саме стосується і алгоритмів, що використовують ковзні середні (SGD з імпульсом, RMSprop тощо).

Це не матиме великого ефекту, якщо це не початок тренувань, оскільки значення бета до рівня t швидко йде до нуля.

Тепер потрібно виправити оцінювач, щоб очікуване значення було таким, яке потрібно. Цей крок зазвичай називають корекцією упередженості.

Остаточні формули для нашого оцінювача будуть такими:

$$\begin{aligned}\hat{m}_t &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ \hat{v}_t &= \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}\end{aligned}\tag{9}$$

Де, \hat{m}_t, \hat{v}_t – значення оцінювача.

Єдине, що залишилось зробити, це використовувати ці ковзні середні для масштабування швидкості навчання індивідуально для кожного параметра. Це робиться в Адамі дуже просто, для оновлення ваги робимо наступне:

$$w_t = w_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}}\tag{10}$$

Де w - ваги моделі,

ϵ - це розмір кроку (це може залежати від ітерації). Це правило оновлення для Adam.

Перелік деяких властивостей Adam:

- Фактичний розмір кроку, зроблений Adam у кожній ітерації, приблизно обмежений гіперпараметром розміру кроку. Ця властивість додає інтуїтивне розуміння попередньому неінтуїтивному гіперпараметру швидкості навчання.
- Розмір кроку правила оновлення Adam інваріантний величині градієнта, що дуже допомагає при проходженні по ділянках з крихітними градієнтами (наприклад, сідловими точками або ярами). У цих районах SGD намагається швидко переміщатися по них.
- Adam був розроблений, щоб поєднати переваги Adagrad, який добре працює з розрідженими градієнтами, і RMSprop, який добре працює в онлайн-налаштуваннях. Наявність обох з них дозволяє нам використовувати Адама для більш широкого

кола завдань. На Adam також можна дивитись як на поєднання RMSprop та SGD з імпульсом.

Adam, безумовно, є одним з найкращих алгоритмів оптимізації для глибокого навчання, і його популярність зростає дуже швидко. Хоча люди помітили деякі проблеми з використанням Adam в певних областях, дослідники продовжують працювати над рішеннями, щоб привести результати роботи Adam в один ряд із SGD з імпульсом.[1]

3.3 Огляд та підготовка даних до аналізу

Основна мета проекту - побудувати найкраще можливе прогнозування добових рівнів CO₂.

Знання, отримані з передбачень, можуть використовуватися як інструмент влади для нав'язування дій, спрямованих на зниження добового рівня CO₂.

Одним з простих прикладів, який має, мабуть, досить швидкий вплив, є правило використання автомобілів непарних чи парних номерів залежно від того, який календарний день це і який прогнозований рівень CO₂.

Набір даних взятий з метеостанції у Борисполі, вул. Богдана Хмельницького, яка передає дані у Національний кадастр антропогенних викидів

Він показує середньодобові значення:

- CO₂
- PM10
- NO₂
- SO₂
- CO

виміряні за останні 85 місяців.

Щоденні показники базуються на середньодобових показаннях за 24

години.

В результаті мого аналізу я сподіваюся показати, що прогнозування рівнів CO2 можливо.

Я сподіваюся заохотити органи влади надавати прогнози для широкої громадськості, щоб громадяни - з певною мірою невизначеності - знали, чого очікувати в той чи інший день.

Громадяни, які страждають захворюваннями дихальної системи, можуть представляти найвищий інтерес для таких прогнозів.

Далі буде завантаження даних з набору *data.csv*.

Перетворимо їх у зручний вигляд та дізнаємось скільки є даних:

```
df = pd.read_csv("data.csv", infer_datetime_format="True",
                 parse_dates=["date"],
                 index_col="date",
                 delimiter=',')
df.columns = df.columns.str.strip()
cols = list(df.columns)
for i in range(len(cols)):
    df[cols[i]] = pd.to_numeric(df[cols[i]], errors='coerce')
df.sort_index(inplace=True)

data = df.copy()
data.info()

df.describe()
```

Отримуємо інформацію скільки усього є даних:

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
DatetimeIndex: 2475 entries, 2013-12-31 to 2021-01-01
Data columns (total 6 columns):
 #   Column  Non-Null Count  Dtype
---  -
 0   CO2     2432 non-null   float64
 1   pm10    2433 non-null   float64
 2   o3      2441 non-null   float64
 3   no2     2417 non-null   float64
 4   so2     1628 non-null   float64
 5   co      588 non-null    float64
dtypes: float64(6)
memory usage: 135.4 KB

```

Рисунок 3.1 Кількість числових значень

А також отримуємо важливі математичні показники по стовпчиках:

	CO2	pm10	o3	no2	so2	co
count	2432.000	2433.000	2441.000	2417.000	1628.000	588.000
mean	62.799	25.111	24.838	9.423	2.994	4.446
std	28.816	12.229	11.927	5.505	2.109	2.733
min	11.000	3.000	1.000	1.000	1.000	1.000
25%	42.000	16.000	16.000	6.000	2.000	3.000
50%	56.500	23.000	24.000	8.000	2.000	4.000
75%	78.000	31.000	33.000	12.000	4.000	6.000
max	174.000	86.000	74.000	43.000	25.000	20.000

Рисунок 3.2 Математичні показники

Оскільки мета - передбачити щоденні викиди CO2, будь-яка попередня обробка буде зосереджена головним чином на цій сутності.

Набір даних страждає від значень NULL, для початку потрібно

дізнатись кількість таких даних:

```
df.isna().sum()
```

```
CO2      43  
pm10     42  
o3       34  
no2      58  
so2     847  
co     1887  
dtype: int64
```

Рисунок 3.3 Кількість даних NULL у кожній колонці

Відобразимо на графіку:

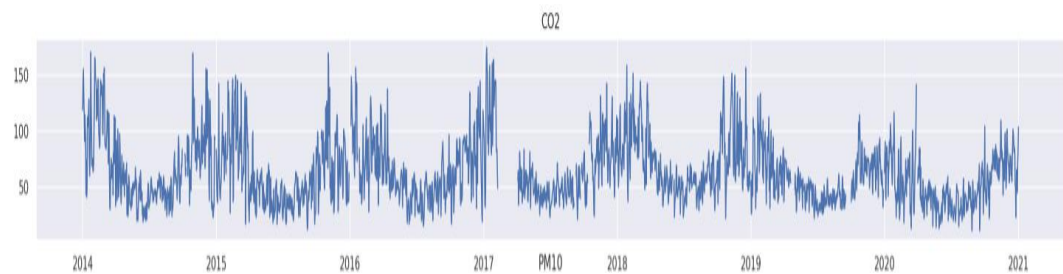


Рисунок 3.4 Відображення на графіку усіх даних

Далі необхідно заповнити дані зі значенням NULL, для цього потрібно провести інтерполяцію даних, тобто дізнатись невідомі значення і заповнити їх.

```

cols = ["CO2", "pm10"]
method = ["piecewise_polynomial", "quadratic"]

for i in range(len(cols)):

    plt.figure(figsize=(25, 2))
    plt.title(cols[i].upper() + " no Interpolation" + " D")
    plt.plot(df[cols[i]])
    plt.show()

    for j in range(len(method)):
        print(cols[i])
        print(method[j])
        df[cols[i]] = df[cols[i]].interpolate(method=method[j])
        plt.figure(figsize=(25, 2))
        plt.title(cols[i].upper() + " "
                  + method[j].upper()
                  + " no Interpolation" + " D")
        plt.plot(df[cols[i]])
        plt.show()

```

В результаті роботи коду буде проведена інтерполяція та будуть заповнені відсутні дані. На графіку відображений результат:

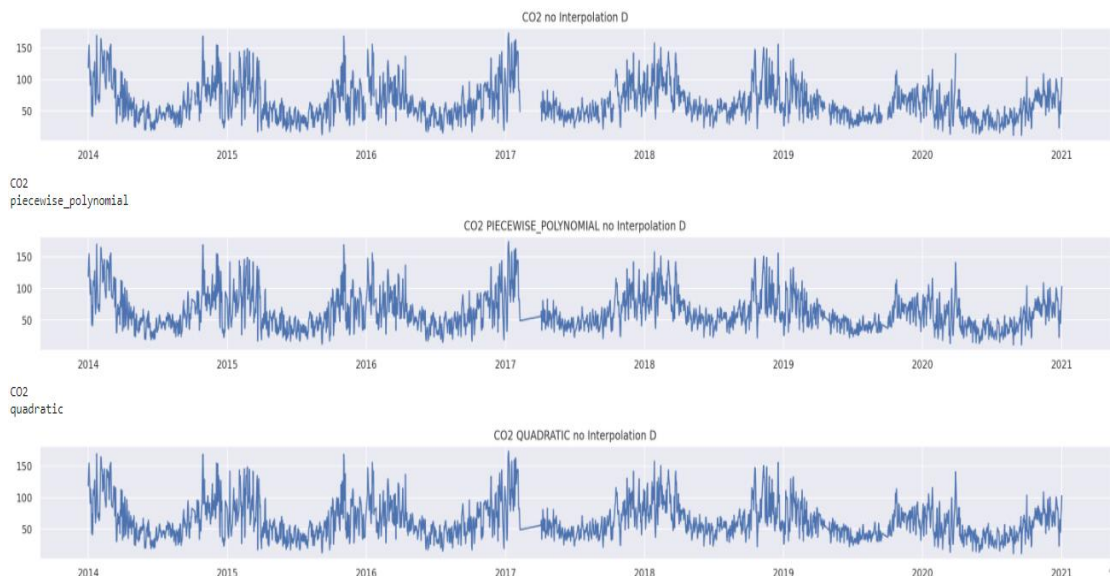


Рисунок 3.5 Відображення на графіку заміненних даних

Перевіримо на наявність нульових значень.

```
df.shape[0]  
df[df["CO2"].isnull() == True]
```

Результат позитивний:

	CO2	pm10	o3	no2	so2	co
date						
2013-12-31	NaN	41.000	14.000	6.000	4.000	4.000

Рисунок 3.6 Кількість значень NULL у стовпчиках

Трансформуємо та виводимо дані:

```
df_transformed = df.copy()  
for column in df.columns:  
    df_transformed[column] = df[column].apply(np.log1p)  
df_transformed
```

У результаті виводиться таблиця з трансформованими даними:

	CO2	pm10	o3	no2	so2	co
date						
2013-12-31	NaN	3.738	2.708	1.946	1.609	1.609
2014-01-01	4.787	3.989	2.197	2.398	1.609	2.197
2014-01-02	4.984	4.060	1.099	2.773	1.609	2.485
2014-01-03	5.050	3.871	1.946	2.639	1.609	2.079
2014-01-04	4.890	3.714	2.773	2.485	1.792	NaN
...
2020-12-28	3.932	2.485	2.944	1.386	NaN	NaN
2020-12-29	3.829	3.178	2.773	2.485	NaN	NaN
2020-12-30	4.290	3.401	2.639	1.792	NaN	NaN
2020-12-31	4.419	3.555	2.485	2.079	NaN	NaN
2021-01-01	4.644	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

2475 rows × 6 columns

Рисунок 3.7 Трансформовані дані

Далі нам потрібно використати методи нормалізації, які часто використовуються для підгонки моделі машинного навчання (ML).

Існує спосіб масштабування даних, коли мінімум об'єкта дорівнює нулю, а максимум об'єкта - рівним одиниці. MinMax Scaler зменшує дані в межах заданого діапазону, зазвичай від 0 до 1. Він перетворює дані, масштабуючи функції до заданого діапазону. Він масштабує значення до певного діапазону значень, не змінюючи форму вихідного розподілу.

Основна ідея нормалізації / стандартизації завжди однакова. Змінні, які вимірюються в різних масштабах, не вносять однакового значення в пристосування моделі та функцію вивчення моделі, і в кінцевому підсумку можуть створити упередження. Таким чином, для вирішення цієї потенційної проблеми, як правило, до нормалізації моделі використовується нормалізація, така як масштабування MinMax.

Це може бути дуже корисним для деяких моделей ML, таких як багатошарові перцептрони (MLP), де зворотне розповсюдження може бути більш стабільним і навіть швидшим, коли вхідні функції мінімально масштабовані (або загалом масштабовані) порівняно з використанням оригіналу немасштабовані дані. А також у випадку, коли використовуються моделі RNN.

Викликаємо функцію, яка зробить необхідні перетворення:

```
mms = MinMaxScaler()
#transformed2 = transformed["pm25"].values.reshape(-1, 1)
df_scaled = mms.fit_transform(df_transformed["CO2"].values.reshape(-1,1))
df_transformed_scaled = pd.DataFrame(df_scaled,
                                     index=df_transformed.index,
                                     columns=["CO2"])
df_transformed_scaled
```

Результат роботи функції MinMax:

	CO2
date	
2013-12-31	NaN
2014-01-01	0.859
2014-01-02	0.932
2014-01-03	0.957
2014-01-04	0.898
...	...
2020-12-28	0.540
2020-12-29	0.501
2020-12-30	0.674
2020-12-31	0.722
2021-01-01	0.806

2475 rows × 1 columns

Рисунок 3.8 Масштабовані дані методом MinMax

Далі необхідно розбити набір даних на тренувальний набір та тестовий. Тестовий набір буде складати 1%.

```
df_transformed_scaled.shape
train_X, train_y = train_test_split(df_transformed_scaled["CO2"],
                                     test_size=0.01,
                                     shuffle=False)
train_X = train_X.values.reshape((train_X.values.shape[0], 1, 1))
train_X.shape
```

Склад тренувального набору:

(2450, 1, 1)

Рисунок 3.9 Кількість значень у наборі даних

```
train_y.shape
```

```
(25,)
```

Рисунок 3.10 Кількість значень у наборі даних

Розбиття набору даних на тестовий та тренувальний набори:

```
series_days = 3*49
input_days = 14
test_days = 28

train_X, test_X_init, train_y, test_y = get_train_test_data(df_transformed_scaled,
                                                            "CO2",
                                                            series_days,
                                                            input_days,
                                                            test_days)

print('Training input shape: {}'.format(train_X.shape))
print('Training output shape: {}'.format(train_y.shape))
print('Test input shape: {}'.format(test_X_init.shape))
print('Test output shape: {}'.format(test_y.shape))
```

```
Training input shape: (35, 14, 1)
Training output shape: (35,)
Test input shape: (14,)
Test output shape: (14,)
```

Рисунок 3.11 Дані розбиті на набори

Також створимо функцію `predict and plot`, яка допоможе у подальшій візуалізації. Вона буде використовуватися разом з обома моделями. На графіку будуть відображені реальні дані та прогнозовані моделлю.

```
def predict_and_plot(X_init, y, model, title):

    y_preds = predict(X_init, n_steps=len(y), model=model)
    start_range = range(1, test_X_init.shape[0]+1)
    predict_range = range(test_X_init.shape[0], test_days)
    plt.plot(start_range, test_X_init)
    plt.plot(predict_range, test_y, color='orange')
    plt.plot(predict_range, y_preds, color='teal', linestyle='--')
    plt.title(title)
    plt.legend(['Initial Series', 'Target Series', 'Predictions'])
```

Далі буде продемонстровано робота моделей LSTM та stacked LSTM.

3.4 Модель LSTM-RNN для прогнозування екологічних процесів

Модель LSTM являється підвидом моделі RNN. RNN має коротку пам'ять. Важко запам'ятати інформацію багато кроків тому. Це відбувається, коли послідовності дуже довгі. Насправді це пов'язано з проблемою зникаючого градієнта. Градієнт - це значення, які оновлюють ваги нейронної мережі. Коли у вас є багато кроків у вашому RNN, градієнт для перших шарів стає дуже маленьким. В результаті оновлення ваг перших шарів є незначним. Це означає, що RNN не здатний вивчити те, що було на ранніх шарах.

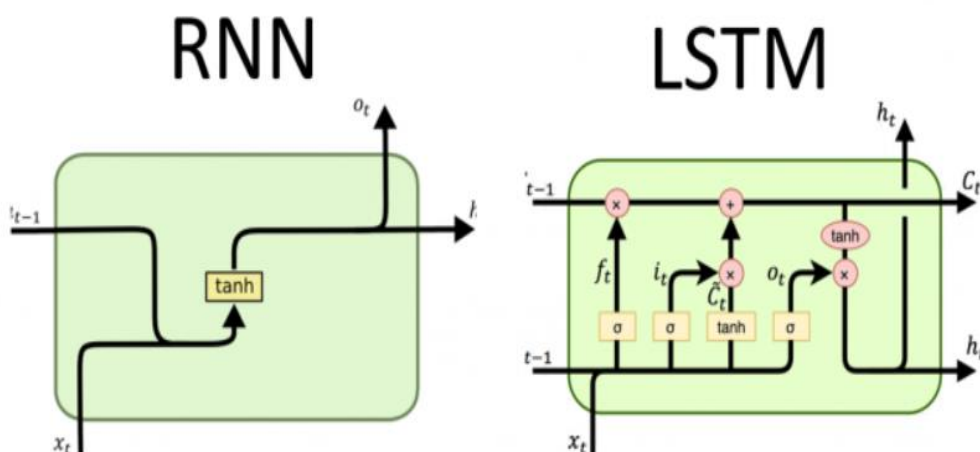


Рисунок 3.12 Різниця між архітектурою RNN та LSTM

Отже, нам потрібен спосіб перенесення інформації перших шарів до наступних шарів. LSTM краще підходять для врахування довгострокових залежностей.

Необхідно створити функцію для LSTM, у якій будемо підганяти дані під модель, в якій побудуємо рівень LSTM із заданою кількістю прихованих одиниць на комірку та бажаний формат введення послідовності. Додамо

вихідний шар, щоб робити остаточні прогнози, визначимо функцію втрати та оптимізаційну стратегію. Також задамо відповідність в моделі з бажаною кількістю проходів над даними(epoch).

Функція для LSTM:

```
def fit_LSTM(train_X, train_y, cell_units, epochs):  
  
    model = Sequential()  
    model.add(LSTM(cell_units, return_sequences=True, input_shape=(train_X.shape[1],1)))  
    model.add(Dropout(0.2))  
    model.add(LSTM(140, return_sequences=True))  
    model.add(Dropout(0.2))  
    model.add(LSTM(280, return_sequences=False))  
    model.add(Dropout(0.2))  
    model.add(Dense(1))  
    model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')  
    model.fit(train_X, train_y, epochs=epochs, shuffle=False, verbose=1)  
  
    return model
```

Далі запусимо саму модель. Архітектура моделі не буде складною.

```
model = fit_LSTM(train_X, train_y, cell_units=70, epochs=100)
```

Архітектура моделі:

```
model = Sequential()  
model.add(LSTM(cell_units, input_shape=(train_X.shape[1],1))) #,return_sequences= True)  
model.add(Dense(1))  
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

Результат обробки останніх 5 епох:

```

2/2 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0125
Epoch 96/100
2/2 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0125
Epoch 97/100
2/2 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0124
Epoch 98/100
2/2 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0124
Epoch 99/100
2/2 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0124
Epoch 100/100
2/2 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0124

```

Рисунок 3.13 Результат роботи 100 епох

Підіб'ємо підсумки роботи першої моделі.

```
model.summary()
```

Результат роботи моделі:

```

Model: "sequential_1"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
lstm (LSTM)                  (None, 70)                20160
-----
dense_1 (Dense)              (None, 1)                  71
-----
Total params: 20,231
Trainable params: 20,231
Non-trainable params: 0
-----
loss: 0.0161

```

Рисунок 3.14 Результат роботи моделі

Втрата на основі показників середніх квадратичних помилок набрала:
0,0161

Візуалізація прогнозів LSTM (масштабовані дані):

```
predict_and_plot(test_X_init, test_y, model, 'CO2 - Test Data and Simple LSTM Predictions')
```



Рисунок 3.15 Візуалізація прогнозованих даних та реальних

Модель Stacked LSTM-RNN

Це різновид моделі LSTM-RNN. У цій моделі ми будемо складати кілька шарів LSTM. Таким чином модель з часом вивчить інші абстракції вхідних даних. Іншими словами, представлення вхідних даних у різних часових масштабах.

Stacked LSTM тепер є стабільною технікою для вирішення проблем прогнозування послідовності. Складену архітектуру LSTM можна визначити як модель LSTM, що складається з декількох шарів LSTM. Рівень LSTM надає вихід послідовності, а не одне значення, що виводиться на рівень LSTM нижче. Зокрема, один вихід на крок часу введення, а не один крок часу виходу для всіх кроків часу введення.

Для цього в Keras нам потрібно вказати параметр `return_sequences` у рівні LSTM, що передує іншому шару LSTM.

Кілька прихованих шарів LSTM можна складати один на інший у так

званий моделі Stacked LSTM.

Шар LSTM вимагає тривимірною введення, і LSTM за замовчуванням дадуть двовимірний вихід як інтерпретацію з кінця послідовності.

Ми можемо вирішити це, виставивши LSTM значенням для кожного часового кроку у вхідних даних, встановивши аргумент `return_sequences = True` на рівні. Це дозволяє нам отримати 3D-вихід із прихованого рівня LSTM як вхідний сигнал для наступного.

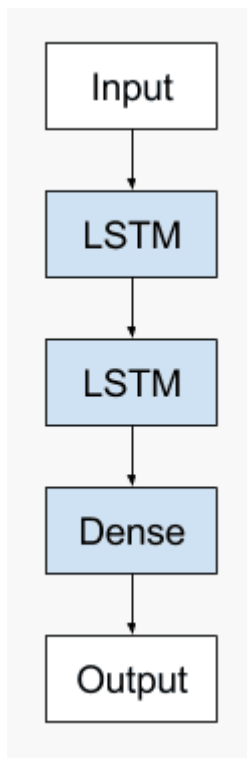


Рисунок 3.16 Архітектура моделі Stacked LSTM

Друга модель - LSTM - більш глибока модель, ніж попередній приклад, була навчена з використанням більшої кількості шарів, отже, з використанням більшої кількості вагів, також набагато більше значення `epoch=1000`.

Архітектура буде складнішою за першу модель.

```
model = Sequential()  
model.add(LSTM(cell_units, return_sequences=True,  
               input_shape=(train_X.shape[1],1)))
```

```
        #, return_sequences= True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(140, return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(280, return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

Запустимо тренування:

```
model = fit_LSTM(train_X, train_y, cell_units=100, epochs=1000)
```

Результати обробки останніх 5 епох:

```
Epoch 995/1000
2/2 [=====] - 0s 20ms/step - loss: 0.0130
Epoch 996/1000
2/2 [=====] - 0s 20ms/step - loss: 0.0128
Epoch 997/1000
2/2 [=====] - 0s 21ms/step - loss: 0.0136
Epoch 998/1000
2/2 [=====] - 0s 19ms/step - loss: 0.0157
Epoch 999/1000
2/2 [=====] - 0s 21ms/step - loss: 0.0146
Epoch 1000/1000
2/2 [=====] - 0s 20ms/step - loss: 0.0121
```

Рисунок 3.17 Результат роботи 1000 епох

Дізнаємось підсумок роботи моделі:

```
model.summary()
```

Результат роботи моделі:

```

Model: "sequential_2"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
lstm_1 (LSTM)                (None, 14, 100)            40800
-----
dropout (Dropout)           (None, 14, 100)            0
-----
lstm_2 (LSTM)                (None, 14, 140)            134960
-----
dropout_1 (Dropout)         (None, 14, 140)            0
-----
lstm_3 (LSTM)                (None, 280)                 471520
-----
dropout_2 (Dropout)         (None, 280)                 0
-----
dense_2 (Dense)             (None, 1)                   281
-----
Total params: 647,561
Trainable params: 647,561
Non-trainable params: 0
-----

loss: 0.0133

```

Рисунок 3.18 Результат роботи моделі

Через 1000 епох втрата на основі показників середніх квадратичних помилок набрала: 0,0133.

Виклик функції, яка візуалізує результати прогнозування:

```
predict_and_plot(test_X_init, test_y, model, 'CO2 - Test Data and LSTM Predictions')
```

Візуалізація прогнозів stacked-LSTM (масштабовані дані):

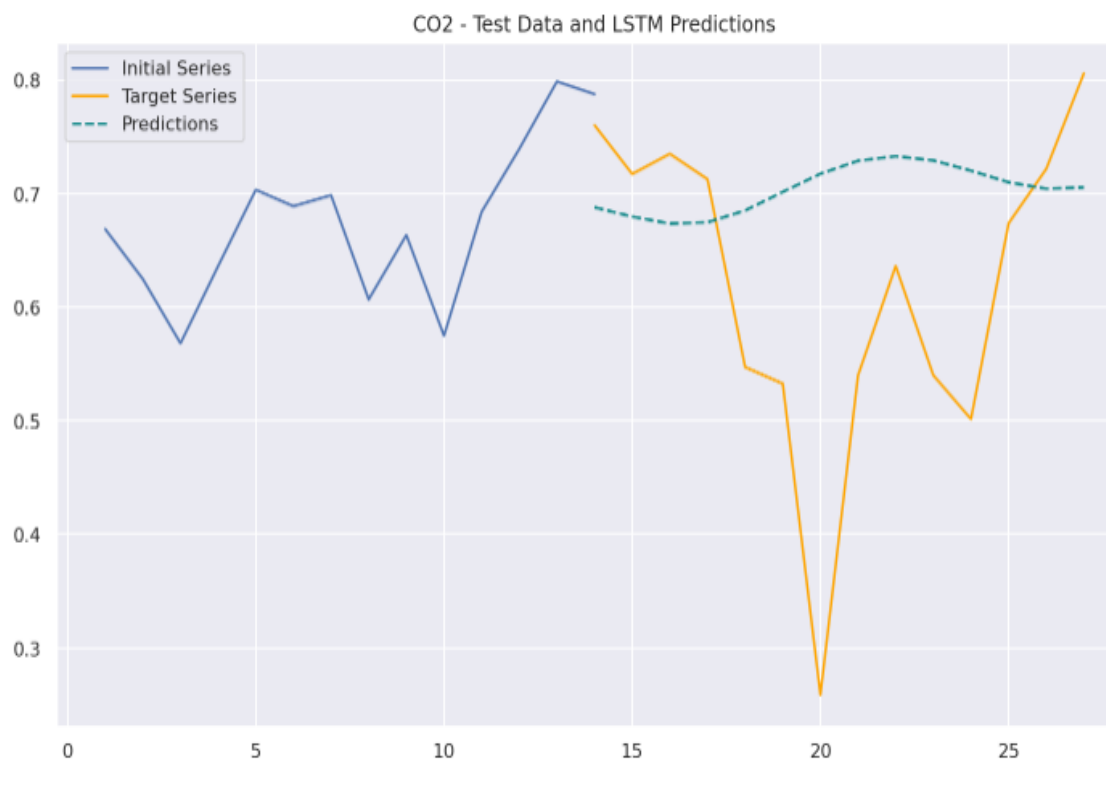


Рисунок 3.19 Візуалізація прогнозованих даних та реальних

Цього разу модель LSTM, здається, працює ефективніше, ніж у попередній ітерації, проте, як і раніше, вона віддає перевагу більшому упередженню порівняно з дисперсією. У випадку дуже нестабільних даних ми б хотіли спостерігати більшу дисперсію.

Висновки до 3 розділу

У цьому розділі було проведено огляд та аналіз нейронних мереж, які найкраще справляться з поставленим завданням.

Було виконано підбір технічних інструментів для реалізації рекурентної нейронної мережі, а також підбір бібліотек. Було обрано мову розробки Python та набір бібліотек для роботи з математичними даними, такі як numpy та pandas, та набір бібліотек для побудови та успішної роботи нейронних мереж, таких як TensorFlow та Keras. Для усіх розрахунків був використаний

хмарний сервіс GoCalc, який являється аналогом відомої програми JupyterNotebook. Усі можливості та функції аналогічні, проте для роботи у GoCalc не потрібно нічого встановлювати на комп'ютер.

Далі був розглянутий та визначений критерій ефективності моделі, ним стало значення середньої квадратичної помилки, який добре відображає стан роботи моделі.

Потім був обраний оптимізаційний алгоритм для швидкості навчання нейронної мережі, серед багатьох був обраний Adam, який було створено спеціально для розробки нейронних мереж. Adam - це адаптивний метод швидкості навчання, що означає, що він обчислює індивідуальні показники навчання для різних параметрів.

Були вилучені дані та проведений аналіз та очистка цих даних. Було виявлено кількість нульових значень у даних, а також була проведена інтерполяція, завдяки чому вдалось заповнити відсутні дані.

Результат роботи першої моделі був позитивний, та на візуалізації можна спостерігати, що прогнозування не досягло заданих значень.

Друга модель LSTM, працює ефективніше, ніж у попередній ітерації, проте, як і раніше, вона віддає перевагу більшому упередженню порівняно з дисперсією. І знову візуалізація показує не найточніший рівень прогнозування.

У випадку дуже нестабільних даних ми б хотіли спостерігати більшу дисперсію.

РОЗДІЛ 4

ОПТИМІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕКОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

4.1 Мінімізація втрат при прогнозуванні екологічних процесів

Оскільки я хотів дослідити наскільки близько можна підійти до реального рівня, потрібно побудувати найкращу можливу модель прогнозування, в такому випадку точність буде важливішою за все інше.

Глибокі нейронні мережі з багатьма параметрами можуть бути потужними інструментами. Однак переобладнання може бути проблемою в таких мережах. Це часто трапляється, коли нейронні мережі навчаються на відносно невеликих наборах даних. Відсутність контролю над процесом навчання часто призводить до випадків, коли нейронна мережа не може узагальнювати та робити прогнози щодо нових даних.

Швидкість навчання - це гіперпараметр, який контролює, наскільки змінювати модель у відповідь на передбачувану помилку при кожному оновленні ваг моделі. Вибір швидкості навчання є складним завданням, оскільки занадто мале значення може призвести до тривалого навчального процесу, який може застрягти, тоді як занадто велике значення може призвести до занадто швидкого засвоєння неоптимального набору ваг або нестабільного навчального процесу. Швидкість навчання визначає, наскільки швидко модель адаптується до проблеми.

Це кількість клітинок RNN у шарі. За замовчуванням вихідні дані рівня RNN містять по одному вектору на зразок. Цей вектор є вихідною коміркою RNN, що відповідає останньому кроку часу, що містить інформацію про всю послідовність введення. Параметр “одиниці” визначає форму цього виводу. Рівень RNN може також повертати всю вихідну послідовність для кожного зразка (по одному вектору на кроковий крок).

Зважаючи на усе вище написане, до цієї задачі було б доцільно застосувати модель Simple-RNN.

4.2 Ефективність процесу оптимізації при прогнозуванні екологічних процесів

Simple-RNN – це повністю зв'язана RNN, де вихідні дані з попереднього кроку часу повинні надходити до наступного кроку часу.

За замовчуванням вихідні дані рівня RNN містять по одному вектору на зразок. Цей вектор - вихідний сигнал комірки RNN, відповідний останньому кроку часу, що містить інформацію про всю вхідну послідовність. Форма цього виводу є (batch_size, units), де unit відповідає аргументу unit, переданому конструктору шару.

Рівень RNN може також повертати всю послідовність виходів для кожного зразка (по одному вектору на крок часу за зразком), якщо встановити return_sequences = True. Форма цього виводу: (batch_size, timesteps, units). Крім того, рівень RNN може повернути свій кінцевий внутрішній стан (-и). Повернуті стани можна використовувати для відновлення виконання RNN пізніше або для ініціалізації іншого RNN. Цей параметр зазвичай використовується в моделі послідовності до послідовності кодера-декодера, де кінцевий стан кодера використовується як початковий стан декодера.

Щоб налаштувати рівень RNN для повернення його внутрішнього стану, встановіть для параметра return_state значення True при створенні шару. Зауважимо, що LSTM має 2 тензори стану.

Архітектура буде простішою за перші дві моделі.

```
model = Sequential()
model.add(SimpleRNN(cell_units, input_shape=(train_X.shape[1],1)))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

Запустимо тренування.

```
model = fit_SimpleRNN(train_X, train_y, cell_units=100, epochs=100)
```

```
Epoch 95/100  
2/2 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0063  
Epoch 96/100  
2/2 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0063  
Epoch 97/100  
2/2 [=====] - 0s 72ms/step - loss: 0.0063  
Epoch 98/100  
2/2 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0062  
Epoch 99/100  
2/2 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0062  
Epoch 100/100  
2/2 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0061
```

Рисунок 4.1 Результат роботи 100 епох

Підіб'ємо підсумки роботи моделі:

```
model.summary()
```

```
Model: "sequential"  
-----  
Layer (type)                Output Shape                Param #  
-----  
simple_rnn (SimpleRNN)       (None, 100)                10200  
-----  
dense (Dense)               (None, 1)                  101  
-----  
Total params: 10,301  
Trainable params: 10,301  
Non-trainable params: 0  
-----  
loss: 0.0044
```

Рисунок 4.2 Результат роботи моделі

Візуалізація прогнозів Simple-RNN (масштабовані дані):

```
predict_and_plot(test_X_init, test_y, model, 'CO2 - Test Data and Simple R  
NN Predictions')
```

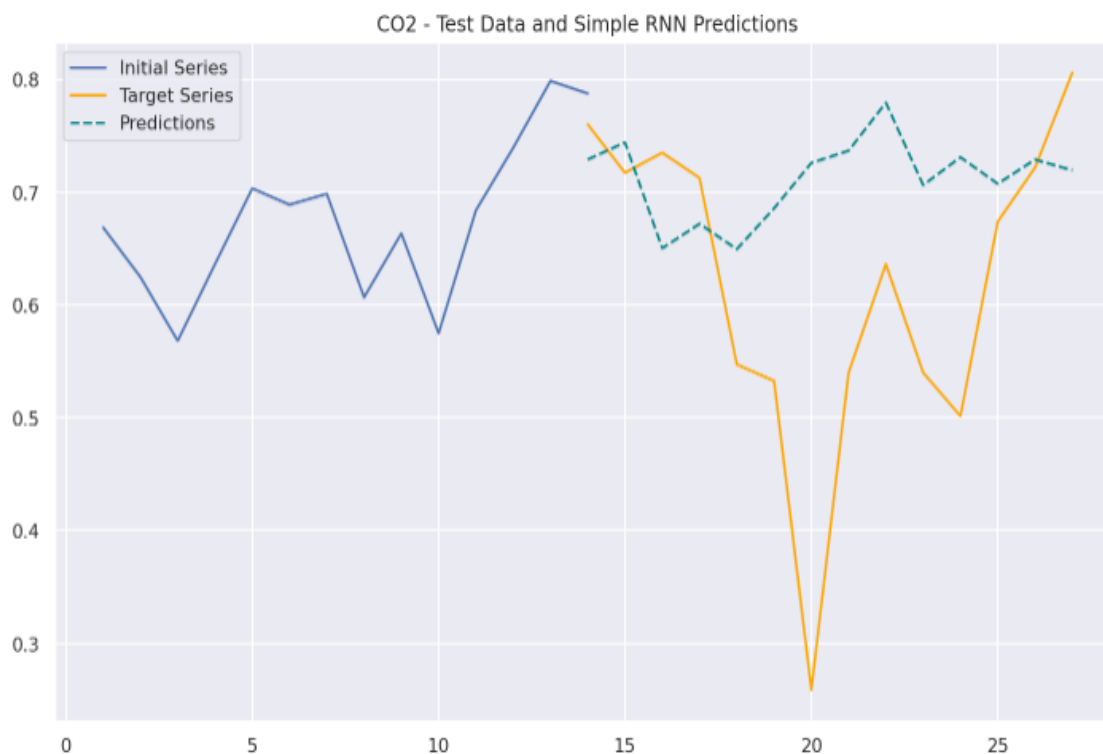


Рисунок 4.3 Візуалізація прогнозованих даних та реальних

Висновки до 4 розділу

Глибокі нейронні мережі з багатьма параметрами можуть бути потужними інструментами. Однак перенавчання може бути проблемою в таких мережах. Це часто трапляється, коли нейронні мережі навчаються на відносно невеликих наборах даних.

У ході дослідження було виявлено, що на малих наборах даних моделі з довгою короткостроковою пам'яттю показують гірші результати прогнозування ніж моделі зі звичайною пам'яттю. Можливо в умовах більшої доступної інформації та більших часових проміжках вони спрацювали би краще, та на малих та нечітких даних краще для роботи підходить проста модель.

Отже, як показують результати, дійсно остання модель показала найкращий результат серед усіх 3 прогнозних моделей. Як візуально прогнозовані дані мають гарний результат, так і в розрахунках значень

середньої квадратичної похибки проста модель перевершує інші моделі в декілька разів. Simple-RNN має найнижчий показник середньої квадратичної похибки: 0.0044.

Таблиця 4.1 Показники роботи моделей

Модель	MSE
Simple-RNN	0.0044
LSTM-RNN	0.0161
Stacked LSTM-RNN	0.0133

ВИСНОВОК

В результаті дипломної роботи було створено нейронну мережу для прогнозування викидів вуглекислого газу в атмосферу. Було досліджено тенденції та показники забруднення навколишнього середовища з метою прогнозування викидів парникових газів і можливих екологічних колапсів.

Були досліджені питання прогнозування забруднення навколишнього середовища парниковими газами. Також була отримана інформація про мету та цілі моделювання забруднення.

У ході аналізу доступної літератури на цю тему було виявлено багато методів та підходів до прогнозування. Серед них були як методи, які прогнозують забруднення навколишнього середовища забруднюючими речовинами, так і методи, які дозволяють прогнозувати викиди вуглекислого газу на основі різних соціально-економічних показників окремо взятої країни, такі як ВВП, приріст населення, використання та видобування вугілля та інших видів палива, рівень споживання електроенергії.

Також були розглянуті нейронні мережі, за допомогою яких можливо робити прогнозування викидів вуглекислого газу в атмосферу на основі декількох сутностей. Вони також показали себе впевнено у ситуаціях малих та нечітких даних.

Було проведено огляд та аналіз нейронних мереж, які найкраще справляться з поставленим завданням.

Було виконано підбір технічних інструментів для реалізації рекурентної нейронної мережі, а також підбір бібліотек. Було обрано мову розробки Python та набір бібліотек для роботи з математичними даними, такі як numpy та pandas, та набір бібліотек для побудови та успішної роботи нейронних мереж, таких як TensorFlow та Keras. Для усіх розрахунків був використаний хмарний сервіс GoCalc, який являється аналогом відомої програми JupyterNotebook. Усі можливості та функції аналогічні, проте для роботи у

GoCalc не потрібно нічого встановлювати на комп'ютер, що може дати нам деяку енергоефективність.

Далі був розглянутий та визначений критерій ефективності моделі, ним стало значення середньої квадратичної помилки, який добре відображає стан роботи моделі.

Потім був обраний оптимізаційний алгоритм для швидкості навчання нейронної мережі, серед багатьох був обраний Adam, який було створено спеціально для розробки нейронних мереж. Adam - це адаптивний метод швидкості навчання, що означає, що він обчислює індивідуальні показники навчання для різних параметрів.

Були вилучені дані та проведений аналіз та очистка цих даних. Було виявлено кількість нульових значень у даних, а також була проведена інтерполяція, завдяки чому вдалось заповнити відсутні дані.

Результат роботи першої моделі був позитивний, та на візуалізації можна спостерігати, що прогнозування не досягло заданих значень.

Друга модель LSTM, працює ефективніше, ніж у попередній ітерації, проте, як і раніше, вона віддає перевагу більшому упередженню порівняно з дисперсією. І знову візуалізація показує не найточніший рівень прогнозування.

У ході дослідження було виявлено, що на малих наборах даних моделі з довгою короткостроковою пам'яттю показують гірші результати прогнозування ніж моделі зі звичайною пам'яттю. Можливо в умовах більшої доступної інформації та більших часових проміжках вони спрацювали би краще, та на малих та нечітких даних краще для роботи підходить проста модель.

Отже, як показують результати, дійсно остання модель показала найкращий результат серед усіх 3 прогнозних моделей. Як візуально прогнозовані дані мають гарний результат, так і в розрахунках значень середньої квадратичної похибки проста модель перевершує інші моделі в

декілька разів.

В результаті того, що зменшилась похибка, можна отримати більш точні прогнози, не тільки викидів, але й спрогнозовані за цими даними температурні показники, а також попередити можливі екологічні катастрофи.

В результаті аналізу було виявлено декілька ефективних моделей, які дозволяють обробляти дані та прогнозувати викиди парникових газів. Також було визначено критерій ефективності для роботи моделей і підібрано оптимізаційний алгоритм для нейронної мережі.

Досліджена рекурентна нейронна мережа дозволяє аналізувати та прогнозувати викиди парникових газів для окремо взятого району, міста або країни на різних часових ділянках.

В ході розробки нейронної мережі було проведено вилучення знань за допомогою аналізу та прогнозування за допомогою рекурентної нейронної мережі та її видів, таких як SimpleRNN, LSTM-RNN, stacked LSTM-RNN.

За результатами роботи методу рекурентних нейронних мереж отримали прогнозовані дані. В результаті отримали, що перша модель дає результат похибки на основі показників середніх квадратичних помилок: 0,0161. Друга модель дає результат похибки на основі показників середніх квадратичних помилок набрала: 0,0133. Третя модель, що дає результат похибки на основі показників середніх квадратичних помилок набрала: 0,0044, що майже втричі точніше ніж попередні моделі.

У результаті прогнозувань модель SimpleRNN показала, що вона має найбільшу точність серед інших запропонованих. Візуалізація даних це повторно доводить.

Завдяки даній оптимізації можна отримати набагато точніший прогноз даних на майбутні періоди, фактично дуже наближений до реальності.

Дане дослідження допомогло мені поглибити свої знання аналізу даних та прогнозування за допомогою рекурентних нейронних мереж та зробити

висновок, щодо пошуку оптимальної моделі.

Отримана у ході практичного дослідження рекурентна нейронна мережа може стати прототипом для реальної системи моніторингу та прогнозування викидів парникових газів для державних структур та міжнародних екологічних ініціатив.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Adam — latest trends in deep learning optimization. URL:
<https://towardsdatascience.com/adam-latest-trends-in-deep-learning-optimization-6be9a291375c>.
2. Behrang, M. A., E. Assareh, M. R. Assari, A. Ghanbarzadeh, 2011. Using Bees Algorithm and Artificial Neural Network to Forecast World Carbon Dioxide Emission. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects. 33(19): 1747-1759.
3. Data and Statistics, 2021. URL:
<https://www.iea.org/data-and-statistics/databrowser?country=WORLD&fuel=CO2%20emissions&indicator=CO2BySector>.
4. Jia, X. P., C. H. Liu, Y. Qian. 2010. Carbon Emission Reduction using Pinch Analysis. In: Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE), 4th International Conference 2010. 1-4.
5. Köne, A. C., and Büke, T. 2010. Forecasting of CO2 Emissions from Fuel Combustion Using Trend Analysis. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 14(9): 2906-2915.
6. Li, S., R. Zhou, X. Ma, 2010. The Forecast of CO2 Emissions in China based on RBF Neural Networks. In: Industrial and Information Systems (IIS), 2nd International Conference 2010. 319-322.
7. Lin, C. S., F. M. Liou, C. P. Huang, 2011. Grey Forecasting Model for CO2 Emissions: A Taiwan Study. Applied Energy. 88: 3816-3820.
8. Liu, P., G. Zhang, X. Cheng. 2012. Carbon Emissions Modeling of China Using Neural Network. In: Computational Sciences and

- Optimization (CSO), Fifth International Joint Conference. 679-682
9. Lu, I. J., C. Lewis, S. J. Lin, 2009. The Forecast of Motor Vehicle, Energy Demand and CO₂ Emission from Taiwan's Road Transportation Sector. *Energy Policy*. 37(8): 2952-2961.
 10. Meng, M., and D. Niu, 2011. Modeling CO₂ Emissions from Fossil Fuel Combustion Using the Logistic Equation. *Energy*. 36(5): 3355-3359.
 11. Murad, M. W., and R. I. Molla, M. Mokhtar, M. A. Raquib, 2010. Climate Change and Agricultural Growth: An Examination of the Link in Malaysia. *International Journal of Climate Change Strategies and Management*. 2(4): 403-417
 12. National Inventory Submissions 2021. URL: <https://unfccc.int/ghg-inventories-annex-i-parties/2021>
 13. P. Holnicki Uncertainty in Integrated Modelling of Air Quality. URL: https://www.researchgate.net/publication/221914554_Uncertainty_in_Integrated_Modelling_of_Air_Quality.
 14. Pao, H. T., H. C. Fu, C. L. Tseng. 2012. Forecasting of CO₂ Emissions, Energy Consumption and Economic Growth in China Using an Improved Grey Model. *Energy*. 40(1): 400-409.
 15. Pao, H. T., and C. M. Tsai, 2011. Modeling and Forecasting the CO₂ Emissions, Energy Consumption, and Economic Growth in Brazil. *Energy*. 36(5): 2450-2458.
 16. Radojević, D., V. Pocajt, I. Popović, A. Perić-Grujić, M. Ristić. 2013. Forecasting of Greenhouse Gas Emission in Serbia Using Artificial Neural Networks. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. 35(8): 733-740.
 17. Rodrigues, J. A. P., L. B. Neto, P. H. G. Coelho. 2009. Estimating

- Greenhouse Gas Emissions Using Computational Intelligence. In: International Conference on Enterprise Information Systems, 11, Milan. Italy, Proceedings 2009. 248-250.
18. Samoilov, I. A., A. I. Nakhutin. 2009. Estimation and Medium-term Forecasting of Anthropogenic Carbon Dioxide and Methane Emission in Russia with Statistical Methods, Russian Meteorology and Hydrology. 34(6): 348-353.
19. Sözen, A., Z. Gülseven, E. Arcaklioğlu, 2007. Forecasting based on Sectoral energy Consumption of GHGs in Turkey and Mitigation Policies. Energy Policy. 35 (12): 6491-6505.
20. Wei, Q., and S. Zhao, 2010. Estimating CO2 Emission and Mitigation Opportunities of Wanzhou Shipping in Chongqing Municipality, China. In: Logistics Engineering and Intelligent Transportation Systems (LEITS), International Conference 2010. 1-4.
21. Yap, W.K., and V. Karri. 2012. Emissions Predictive Modelling by Investigating Various Neural Network Models. Expert System with Application. 39(3): 2421-2426.
22. Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1264-12#Text>
23. Закон України від 14.07.2016 № 1469-VIII «Про ратифікацію Паризької угоди». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1469-19#Text>
24. Міністерство захисту довкілля та природних ресурсів України. Стан атмосферного повітря. URL: <https://mepr.gov.ua/timeline/Stan-atmosfernogo-povitrya.html>

25. Н.А. Юлкін. Низковуглеродний розвиток: від теорії до практики.
URL: http://eic-ano.ru/publications/articles/_download/Economics_climate_change_02082018.pdf.
26. Постанова Кабінету Міністрів України від 09.03.1999 № 343 «Про затвердження Порядку організації та проведення моніторингу в галузі охорони атмосферного повітря». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/343-99-%D0%BF#Text>
27. Постанова Кабінету Міністрів України від 20.07.1996 № 815 «Про затвердження Порядку здійснення державного моніторингу вод». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/815-96-%D0%BF#Text>
28. Постанова Кабінету Міністрів України від 20.08.1993 № 661 «Про затвердження Положення про моніторинг земель». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/661-93-%D0%BF#Text>
29. Постанова Кабінету Міністрів України від 21 квітня 2006 р. № 554. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/554-2006-%D0%BF#Text>
30. Постанова Кабінету Міністрів України від 26.02.2004 № 51 «Про затвердження Положення про моніторинг ґрунтів на землях сільськогосподарського призначення». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0383-04#Text>
31. Постанова Кабінету Міністрів України від 30.03.1998 № 391 «Про затвердження Положення про державну систему моніторингу довкілля». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/391-98-%D0%BF#Text>

32. Постановою Кабінету Міністрів України від 17.11.2001 № 1551.
URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1551-2001-%D0%BF#Text>
33. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 06.12.2017 № 878-р «Про затвердження плану заходів щодо виконання Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/878-2017-%D1%80#Text>
34. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 07.12.2016 № 932-р «Про схвалення Концепції реалізації державної політики у сфері зміни клімату на період до 2030 року». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/932-2016-%D1%80#Text>
35. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 16.09.2015 № 980-р «Про схвалення Очікуваного національно визначеного внеску України до проекту нової глобальної кліматичної угоди». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/980-2015-%D1%80#Text>
36. Текст Кіотського протоколу. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/995_801#Text
37. Текст Паризької угоди. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/995_161#Text
38. Текст Першого Національно-визначеного внеску України до Паризької угоди. URL: <https://www4.unfccc.int/sites/NDCStaging/pages/Party.aspx?party=UKR>

ДОДАТОК

Програмна реалізація.

Обробка нулів та заповнення даними «нульових» даних

```
df.isna().sum()

df[df["CO2"].isna() == True].tail()
data = df.copy()
cols = list(data.columns)
cols = ["pm25", "pm10"]
method = ["piecewise_polynomial", "quadratic"]
for i in range(len(cols)):

    plt.figure(figsize=(25, 2))
    plt.title(cols[i].upper() + " no Interpolation" + " D")
    plt.plot(df[cols[i]])
    plt.show()
    for j in range(len(method)):

        print(cols[i])
        print(method[j])
        df[cols[i]] = df[cols[i]].interpolate(method=method[j])
        plt.figure(figsize=(25, 2))
        plt.title(cols[i].upper() + " " + method[j].upper() + " no Int
erpolation" + " D")
        plt.plot(df[cols[i]])
        plt.show()
```

MinMax scaling

```
df.shape[0]
df[df["CO2"].isnull() == True]
df_transformed = df.copy()
for column in df.columns:
    df_transformed[column] = df[column].apply(np.log1p)
df_transformed
```

Розбиття на тестовий та тренувальні набори

```
df_transformed_scaled.shape
train_X, train_y = train_test_split(df_transformed_scaled["CO2"], test_size=0.01, shuffle=False)

train_X = train_X.values.reshape((train_X.values.shape[0], 1, 1))
train_X.shape
train_y.shape
series_days = 3*49
input_days = 14
test_days = 28
train_X, test_X_init, train_y, test_y = get_train_test_data(df_transformed_scaled, "CO2", series_days, input_days, test_days)
print('Training input shape: {}'.format(train_X.shape))
```

```

print('Training output shape: {}'.format(train_y.shape))
print('Test input shape: {}'.format(test_X_init.shape))
print('Test output shape: {}'.format(test_y.shape))

```

Функція predict and plot Для візуалізації

```

def predict_and_plot(X_init, y, model, title):

    y_preds = predict(X_init, n_steps=len(y), model=model)
    start_range = range(1, test_X_init.shape[0]+1)    predict_range = range(
e(test_X_init.shape[0], test_days)

    plt.plot(start_range, test_X_init)
    plt.plot(predict_range, test_y, color='orange')
    plt.plot(predict_range, y_preds, color='teal', linestyle='--')

    plt.title(title)
    plt.legend(['Initial Series', 'Target Series', 'Predictions'])

```

Функція LSTM

```

def fit_LSTM(train_X, train_y, cell_units, epochs):
    """

    model = Sequential()
        model.add(LSTM(cell_units, return_sequences=True, input_shape=(tra
in_X.shape[1],1))) #,return_sequences= True))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(LSTM(140, return_sequences=True))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(LSTM(280, return_sequences=False))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(1))
    model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
    model.fit(train_X, train_y, epochs=epochs, shuffle=False, verbose=1)

    return model

```