

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ**  
**ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Інститут інформаційних технологій в економіці**

*(назва навчально-наукового інституту / факультету)*

**Кафедра математичного моделювання та статистика**

*(назва кафедри)*

**ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА І ДАТА САЙНС**

Галузь знань

05 «Соціальні та поведінкові науки»

Спеціальність

051 «Економіка»

Форма навчання: денна

*очна (денна), заочна, дистанційна*

**КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

на тему **«Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни»**

*(назва теми)*

здобувача Сочинського Данила Сергійовича

*(ПІБ, підпис)*

Науковий керівник: доктор економічних наук, професор Матвійчук А.В.

*(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)*

*(підпис)*

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: кандидат фізико-математичних наук,

професор Великоіваненко Г.І.

*(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)*

*(підпис)*

**Київ 2023**

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Навчально-науковий інститут  
«Інститут інформаційних технологій в економіці»  
Кафедра математичного моделювання та статистики**

|                                     |                                            |
|-------------------------------------|--------------------------------------------|
| <b>ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА</b> | <b>ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА І ДАТА САЙНС</b> |
| <b>ГАЛУЗЬ ЗНАНЬ</b>                 | <b>05 СОЦІАЛЬНІ ТА ПОВЕДІНКОВІ НАУКИ</b>   |
| <b>СПЕЦІАЛЬНІСТЬ</b>                | <b>051 ЕКОНОМІКА</b>                       |

**ПОГОДЖЕНО**

Керівник проектної групи (гарант)  
освітньо-професійної програми  
О.В. Піскунова

(підпис)

20\_\_ р.

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри математичного  
моделювання та статистики  
Г.І.Великоіваненко

(підпис)

20\_\_ р.

**ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ**

**здобувачу вищої освіти Сочинському Данилу Сергійовичу  
очної(денної) форми навчання  
на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи**

**на тему «Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення  
енергетичної та продовольчої безпеки країни»**

Тему затверджено наказом ректора Університету від «12» вересня 2023 р. № 1328-ст

**Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах  
з відкритого джерела National Oceanic and Atmospheric Administration(NOAA)  
План кваліфікаційної магістерської роботи**

|                 |                                                                 |
|-----------------|-----------------------------------------------------------------|
| <b>Розділ 1</b> | Дослідження впливу погоди на енергетичну та продовольчу безпеку |
| (назва розділу) |                                                                 |
| <b>Розділ 2</b> | Довгострокове прогнозування погоди                              |
| (назва розділу) |                                                                 |
| <b>Розділ 3</b> | Короткострокове прогнозування температури                       |
| (назва розділу) |                                                                 |

|                                                   |                                                                                                                                                                                                   |
|---------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Об'єкт дослідження:</b>                        | погодні умови в короткостроковій та довгостроковій перспективі                                                                                                                                    |
| <b>Предмет дослідження:</b>                       | моделі та методи прогнозування погодних умов на короткий та довгий періоди                                                                                                                        |
| <b>Мета кваліфікаційної магістерської роботи:</b> | розробка методологічних положень та комплексу математичних моделей короткострокового та довгострокового прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни |

**Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:**

|                    |                                                                                                                                                                                                                                              |
|--------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>У розділі 1</b> | дослідити важливість прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки та здійснити критичний аналіз основних підходів прогнозування впливу погодних умов на економічну, енергетичну та продовольчу безпеку |
| <b>У розділі 2</b> | побудувати комплекс моделей прогнозування моделей, розробити алгоритми попередньої обробки даних для довгострокового періоду                                                                                                                 |
| <b>У розділі 3</b> | побудувати комплекс моделей прогнозування моделей, розробити алгоритми попередньої обробки даних для короткострокового періоду та надати рекомендації щодо покращення моделей на короткий та довгий періоди, оцінити перспективи розвитку.   |

**Завдання підготував  
науковий керівник**

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**Завдання одержав  
здобувач**

**Сочинський Д.С.**

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 82 сторінки, 29 рисунків, список використаних джерел з 51 найменування.

### **«Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни»**

*Об'єктом дослідження* є погодні умови в короткостроковій та довгостроковій перспективі.

*Предметом дослідження* є моделі та методи прогнозування погодних умов на короткий та довгий періоди.

*Метою роботи* є розробка методологічних положень та комплексу математичних моделей короткострокового та довгострокового прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни.

Досягнення визначеної мети передбачає необхідність вирішення таких завдань:

- дослідити важливість прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки;
- здійснити критичний аналіз основних підходів до прогнозування впливу погодних умов на економічну, енергетичну та продовольчу безпеку;
- дослідити математичний інструментарій побудови моделей для прогнозування;
- побудувати комплекс моделей для прогнозування погоди, розробити алгоритми попередньої обробки даних для короткострокового та довгострокового періоду;
- реалізувати побудовані моделі у програмному середовищі та проаналізувати їх точність на основі реальних даних;
- надати рекомендації щодо покращення прогнозування та подальшого використання;
- сформулювати висновки на основі створених моделей та отриманих прогнозів.

В роботі присутня *теоретико-методична значущість*, отримані результати є суттєвим внеском у галузь прогнозування погоди, врахування конкретних аспектів вітрового режиму у моделі може бути важливим кроком для покращення точності прогнозів. А також і *практична значущість*, пов'язана з впровадженням точних методів прогнозування, що може покращити управління енергетичними системами та оптимізувати сільськогосподарські процеси.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи – 2023.

Рік захисту роботи – 2023.

*Ключові слова:* прогнозування погоди, моделювання, Експоненціальне згладжування (ETS), Нейромережева модель авторегресії (NNAR), Авторегресійне інтегроване ковзне середнє з сезонним компонентом (Sarima).

В і д г у к  
про кваліфікаційну магістерську роботу  
здобувача навчально-наукового інституту  
«Інститут інформаційних технологій в економіці»  
освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика і Дата Сайнс»

Сочинського Д.С.  
(прізвище, ініціали)

на тему «Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення  
енергетичної та продовольчої безпеки країни»  
(назва теми)

**1. Актуальність теми** пов'язана з непередбачуваними та динамічними змінами в кліматі та погодних проявах, що мають вплив на всі аспекти нашого життя. Погодні аномалії, екстремальні явища та зміни клімату стають не лише глобальними викликами, але й безпосередніми загрозами для економічної стійкості та безпеки більшості країн світу. Відповідно, тема «Прогнозування погодних умов в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни» набуває особливої важливості та актуальності для науково-прикладних досліджень. Впровадження новітніх математичних методів моделювання погодних умов здатне підвищити ефективність управління енергетичними системами та оптимізувати виробничі процеси в сільському господарстві.

**2. Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи.** В роботі був проведений достатньо глибокий аналіз впливу погодних умов на енергетичну та продовольчу безпеку країни. Була сформована база даних для проведення довгострокового та короткострокового прогнозування погоди, запропоновано алгоритми відбору спостережень до навчальної та тестової вибірок, генерації додаткових предикторів. Студент чітко визначив мету та поставив задачі, які в кінцевому результаті були виконані. Сочинський Д.С. провів ґрунтовне дослідження, яке дозволило виявити значущі закономірності та надало можливість зробити висновки та пропозиції за результатами виконання роботи.

**3. Наявність самостійних розробок автора.** В роботі студент представив самостійно створені алгоритми формування бази даних для побудови моделей прогнозування погоди у короткій та довгій перспективі, генерації додаткових предикторів, вибору типу моделей для довгострокового та короткострокового прогнозування погоди, а також здійснив модельні експерименти з визначення найефективніших підходів для вирішення поставлених задач.

**4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій.** В результаті виконання роботи були сформовані висновки та рекомендації, які характеризуються практичною та теоретичною значущістю, адже побудовані моделі та отримані на їх основі прогнози погоди можуть зробити відчутний внесок у забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки України.

**5. Наявність недоліків.** В роботі присутні граматичні та синтаксичні помилки. Також для отримання більш чіткого уявлення про ефективність

запропонованої технології прогнозування на короткостроковий період доцільно було обрати до навчальної та тестової вибірок декілька напрямів вітру.

**6. Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК.** Виконана робота свідчить про високий рівень науково-дослідницьких здібностей та самостійність студента, вміння враховувати зауваження та робити правильні висновки, що в результаті привело до підготовки якісної та завершеної кваліфікаційної магістерської роботи. Вважаю, що робота Сочинського Д.С. виконана на високому рівні та може бути допущена до захисту й заслуговує на високу оцінку.

**Науковий керівник:**

д.е.н., професор, професор кафедри математичного моделювання та статистики Матвійчук Андрій Вікторович.

\_\_\_\_\_ Андрій МАТВІЙЧУК  
(підпис)

“14” грудня 2023 р.

## **РЕЦЕНЗІЯ**

на магістерську дипломну роботу студента ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»  
Сочинського Данила Сергійовича  
на тему: «Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення енергетичної та  
продовольчої безпеки країни»

### **1. Актуальність і практичне значення магістерської дипломної роботи**

Підвищення точності прогнозування погоди для енергетичного та промислового, зокрема сільськогосподарського, секторів має велике значення через потребу в забезпеченні ефективного планування генерації електроенергії, закупівлі енергії для виробничих процесів з урахуванням погодних умов тощо. Це дозволяє суттєво знижувати фінансові витрати та, в результаті, підвищувати ефективність виробництва в цілому. Точні прогнози сприяють ефективнішому використанню ресурсів, знижують витрати енергії та сприяють сталому розвитку в цих важливих галузях економіки. Зазначене обумовлює вибір теми дослідження Сочинського Д.С. та її актуальність.

### **2. Позитивні сторони у роботі**

Студент в своєму дослідженні провів ґрунтовний аналіз впливу погодних умов на енергетичний, продовольчий сектори та економіку в цілому. Можна зазначити, що при обмеженості доступу до баз даних з детальною інформацією щодо погодних умов, було сформовано релевантну вибірку щодо температур, напрямку та швидкості вітру тощо з метеорологічних станцій в певному регіоні, що дозволило побудувати досить точні прогнозні моделі. Сочинський Д.С. правильно та чітко визначив мету та завдання, які були виконані в процесі проведення дослідження.

### **3. Недоліки або дискусійні питання у роботі**

Варто поміркувати над збільшенням об'єму бази даних для побудови та тестування прогнозних моделей (щоб перевірити ефективність запропонованого підходу для прогнозування погоди в різних локаціях та при різних напрямках вітру). Також доцільно було б для довгострокового прогнозування використати більше різних типів моделей, а не обмежуватись порівнянням SARIMA та усередненого значення температур за останні роки.

### **4. Оцінка якості запропонованих студентом заходів і пропозицій, їх практична цінність**

Створений комплекс моделей для прогнозування погоди демонструє високу ефективність, уникнувши використання великої кількості змінних. Практична цінність виконаного дослідження полягає в можливості отримання економічного ефекту та загального підвищення ефективності управління енергетичною системою та виробничими процесами в аграрному секторі.

### **5. Загальний висновок рецензента і оцінка магістерської дипломної роботи**

Дипломна робота на тему «Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни» є актуальною, характеризується новизною та практичною цінністю, є достатньо повним, обґрунтованим та логічно представленим дослідженням, відповідає вимогам до магістерських дипломних робіт і, відповідно, може бути допущена до захисту. Вважаю, що на основі проведеного дослідження студент Сочинський Д.С. заслуговує на високу оцінку.

#### **Рецензент:**

В.о. завідувача кафедри електроенергетики,  
електротехніки та електромеханіки  
Вінницького національного аграрного університету,  
кандидат технічних наук, доцент

В.Ф. Граняк

## ЗМІСТ

|                                                                                                                  |           |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>ЗМІСТ .....</b>                                                                                               | <b>7</b>  |
| <b>ВСТУП .....</b>                                                                                               | <b>8</b>  |
| <b>РОЗДІЛ 1 Дослідження впливу погоди на енергетичну та продовольчу безпеку .....</b>                            | <b>14</b> |
| 1.1 Важливість прогнозування погоди в контексті забезпечення економічної безпеки країни .....                    | 14        |
| 1.2 Дослідження впливу погодних умов на енергетику .....                                                         | 18        |
| 1.3 Аналіз впливу погодних умов на продовольчу безпеку .....                                                     | 22        |
| 1.4 Важливість прогнозування погоди для енергетичного та сільськогосподарського секторів економіки України ..... | 26        |
| <b>РОЗДІЛ 2 Довгострокове прогнозування погоди .....</b>                                                         | <b>31</b> |
| 2.1 Формування бази даних для побудови моделей на довгостроковий період .....                                    | 31        |
| 2.2 Огляд інструментарію для довгострокового прогнозування .....                                                 | 34        |
| 2.3 Модель потижневого прогнозування погоди.....                                                                 | 36        |
| 2.4 Модель помісячного прогнозування погоди.....                                                                 | 44        |
| <b>РОЗДІЛ 3 Короткострокове прогнозування температури .....</b>                                                  | <b>55</b> |
| 3.1 Моделі та методи короткострокового прогнозування погоди .....                                                | 55        |
| 3.2 Збирання даних для побудови прогнозних моделей .....                                                         | 57        |
| 3.3 Прогнозна модель Експоненціального згладжування(ETS) .....                                                   | 59        |
| 3.4 Нейромережева модель авторегресії (NNAR).....                                                                | 65        |
| 3.5 Рекомендації щодо покращення моделей та якості короткострокового та довгострокового прогнозування .....      | 67        |
| <b>ВИСНОВКИ .....</b>                                                                                            | <b>71</b> |
| <b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>                                                                           | <b>77</b> |

## ВСТУП

Сучасний світ переживає непередбачувані та динамічні зміни в кліматі, які безперечно впливають на всі аспекти нашого життя. Погодні аномалії, екстремальні явища та зміни клімату стають не лише глобальними викликами, але й безпосереднім загрозами для економічної стійкості та безпеки націй. У зв'язку з цим тема "Прогнозування погодних умов у контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни" набуває особливої важливості та актуальності для досліджень, що стає ще більш значущою для України в умовах постійних намагань росії вивести з ладу енергетичну інфраструктуру.

На сьогоднішній день світ стикається із різкими змінами температур, екстремальними погодними явищами та коливаннями в рівні опадів. Вплив цих змін вкрай важливий для енергетичної, продовольчої та економічної безпеки.

Один із аспектів, який потребує детального розгляду, - це вплив змін клімату на енергетичну систему. Збільшення температур, екстремальні погодні умови та зміни в режимі опадів можуть впливати на виробництво та передачу електроенергії. Сонячна та вітрова енергія, які стають все більш важливими джерелами енергії, можуть бути чутливими до коливань у погодних умовах. Інтенсивніше використання цих джерел вимагає високоточних методів прогнозування для ефективного планування та забезпечення стабільності енергетичної системи.

Інфраструктура енергетики також стає більш вразливою до екстремальних погодних умов, таких як торнадо, урагани та повені. Зміни в частоті та інтенсивності цих явищ підсилюють ризики для стійкості та надійності енергетичних систем. Тому, розвиток точних методів прогнозування для передбачення таких подій стає критичним для забезпечення енергетичної безпеки. Зміни клімату в сучасному світі стають важливим фактором, що визначає не лише стан довкілля, але й викликає серйозні виклики для продовольчої безпеки.

Наслідки змін клімату, такі як зміни в режимі опадів, температурних коливаннях та екстремальних погодних явищах, можуть мати великий вплив на вирощування сільськогосподарських культур та загрожувати продовольчій ланцюжковій реакції.

Екстремальні посухи, наприклад, можуть спричинити значне зниження врожаю, порушуючи баланс в продовольчій системі та піддаючи небезпеці безпеку продовольства в країні. Сільське господарство, яке є одним з основних джерел продуктів харчування, стає вразливим перед крайнощами погодних умов, що стають все більш непередбачуваними через зміни клімату.

Додатково, зміни в кліматичних умовах можуть впливати на здоров'я рослин та розподіл шкідників, що може вимагати адаптації та змін у методах сільськогосподарського виробництва. Прогнозування погоди в контексті продовольчої безпеки стає необхідним інструментом для вирішення викликів, пов'язаних із змінами клімату, та для забезпечення стійкості продовольчого виробництва. Розробка та вдосконалення новітніх методів прогнозування погоди стає важливою складовою глобальних зусиль у напрямку забезпечення продовольчої безпеки.

Використання комп'ютерних моделей, штучного інтелекту та супутникових технологій дозволяє значно покращити точність прогнозів та реагувати на зміни в реальному часі. Інноваційні методи прогнозування можуть включати в себе глибоке навчання, аналіз великих обсягів даних та розробку розумних систем прогнозування, що максимально враховують вплив змін клімату на сільське господарство. Іншим важливим аспектом є інтеграція даних з різних джерел для отримання комплексного розуміння погодних умов та їх впливу на продовольчу систему.

Взаємодія метеорологічних служб, дослідницьких центрів, енергетичних компаній та аграрних установ стає ключовою для ефективного вирішення викликів, які ставлять перед сучасністю зміни клімату. Зміни клімату несуть величезний

вплив на сучасне суспільство, і розуміння їхніх наслідків є необхідним для вжиття відповідних заходів. Розвиток точних та інноваційних методів прогнозування погоди відіграє ключову роль у забезпеченні енергетичної та продовольчої безпеки, а також в управлінні ризиками, пов'язаними із змінами клімату. Такі дослідження є фундаментальними для розвитку наукових та технологічних рішень, які сприятимуть сталому розвитку та забезпечать безпеку майбутніх поколінь.

Останні наукові дослідження та публікації у галузі прогнозування погоди та його впливу на енергетику та продовольчу безпеку вказують на значний прогрес у використанні різноманітних технологій та методів. Зокрема, аналізуючи діяльність Національної адміністрації океанічних і атмосферних досліджень (NOAA), яка використовує доплерівський радар, супутникові системи та суперкомп'ютери, стає очевидним, що ці технології становлять невід'ємну частину процесу прогнозування погоди.

У даному дослідженні, на відміну від NOAA, ми зосереджували увагу на точності та цільовому використанні прогнозів, зокрема на основі напрямку та швидкості вітру. Одним із ключових аспектів нашої роботи було визначення ефективності такого прогнозування та його потенційного впливу на прогнози в галузях електроенергетики та продовольчої безпеки.

У розробці прогнозів використовувалися дані, зібрані напряму з доплерівського радара, радіозондів та супутникових систем. Це дозволило нам отримувати деталізовані дані про опади, рух повітря та інші параметри, що впливають на погодні умови. Для підтвердження доцільності нашого підходу, ми провели порівняльний аналіз результатів прогнозів, отриманих нашою методологією, і тих, що базуються на традиційних методах NOAA. Отримані результати вказують на можливість покращення точності та специфічності прогнозів, зокрема у визначенні екстремальних погодних явищ та їх можливого впливу на електроенергетичні системи та продовольчу безпеку.

Загалом, дослідження пропонує новий погляд на прогнозування погоди та його застосування у сферах, які безпосередньо пов'язані з національною безпекою, стійкістю енергетичних систем та забезпеченням продовольства.

*Метою* даної кваліфікаційної роботи є розробка методологічних положень та комплексу математичних моделей короткострокового та довгострокового прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки країни. Магістерська робота спрямована на створення ефективного та точного інструменту прогнозування, зосередженого на параметрах напрямку та швидкості вітру, який може знайти застосування в різноманітних галузях.

Досягнення визначеної мети передбачає необхідність вирішення таких завдань:

- дослідити важливість прогнозування погоди в контексті забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки;
- здійснити критичний аналіз основних підходів до прогнозування впливу погодних умов на економічну, енергетичну та продовольчу безпеку;
- дослідити математичний інструментарій побудови моделей для прогнозування;
- побудувати комплекс моделей для прогнозування погоди, розробити алгоритми попередньої обробки даних для короткострокового та довгострокового періоду;
- реалізувати побудовані моделі у програмному середовищі та проаналізувати їх точність на основі реальних даних;
- надати рекомендації щодо покращення прогнозування та подальшого використання;
- сформулювати висновки на основі створених моделей та отриманих прогнозів.

*Об'єктом* дослідження даної кваліфікаційної роботи є погодні умови в короткостроковій та довгостроковій перспективі.

*Предметом дослідження* даної кваліфікаційної роботи є моделі та методи прогнозування погодних умов на короткий та довгий періоди.

Методи дослідження, використані у кваліфікаційній роботі:

- Методи аналізу: використовувались для дослідження актуальності та важливості обраної теми роботи, а також для вивчення можливості підвищити точність прогнозування за рахунок залучення додаткових параметрів;
- Метод препроцесингу даних: був використаний для попереднього збору та обробки даних з метою приведення їх до вигляду, який можна використати в прогнозуванні та аналізі;
- Методи моделювання: для розробки моделей прогнозування погоди на короткий період використовувались метод Експоненційного згладжування (ETS) та Нейромережева модель авторегресії (NNAR), на довгий період – модель Авторегресійного інтегрованого ковзного середнього з сезонним компонентом (SARIMA).

Використання цих методів дозволило не лише досягти поставленої мети з побудови моделей прогнозування погоди, а й отримати результати, що дозволять зробити певні висновки щодо конфігурації моделей такого типу.

*Практична значущість.* Отримані в ході дослідження результати виявляють практичну значущість у сферах метеорології, енергетики та сільського господарства. Прогнозування погоди є критично важливою складовою для безпеки та продуктивності цих галузей. Впровадження точних методів прогнозування, зокрема на основі параметрів вітру, може покращити управління енергетичними системами та оптимізувати сільськогосподарські процеси.

*Теоретико-методична значущість.* У теоретико-методичному плані отримані результати є суттєвим внеском у галузь прогнозування погоди. Розроблені моделі ETS, NNAR враховують специфічні параметри вітру, що може слугувати зразком для подальших досліджень та вдосконалення методів прогнозування.

Методичний аспект дослідження відкриває можливості використання статистичних та емпіричних підходів для розв'язання складних завдань прогнозування погоди. Врахування конкретних аспектів вітрового режиму у моделі може бути важливим кроком для покращення точності прогнозів.

Отже, результати дослідження не лише сприяють практичному вдосконаленню прогнозів, але й мають широкі теоретичні та методичні перспективи для подальших розвідок у галузі метеорології та науки про клімат.

Інформаційною базою слугували дані з метеорологічних станцій у США. База даних містить різні фактори, які будуть використані при прогнозуванні погоди.

Дана магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновку та списку використаних джерел. Усі моделі були побудовані у середовищі RStudio за допомогою мови програмування R.

## **РОЗДІЛ 1**

### **ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПОГОДИ НА ЕНЕРГЕТИЧНУ ТА ПРОДОВОЛЬЧУ БЕЗПЕКУ**

#### **1.1 Важливість прогнозування погоди в контексті забезпечення економічної безпеки країни**

Прогнозування погодних умов виявляє велику важливість для покращення впливу на сільське господарство та енергетику. Розглянемо, як ці два сектори користуються прогнозами погоди для підвищення продуктивності та ефективності.

Сільське господарство відіграє критичну роль у житті кожної країни, забезпечуючи продовольство і ресурси для населення. Воно безпосередньо підпорядковане погодним умовам, і, отже, важливість прогнозування погоди в цьому контексті не може бути переоцінена. Основні аспекти на які впливають погодні умови у контексті сільського господарства:

- Зрошення та заборони: Сільське господарство в значній мірі залежить від оптимальних погодних умов для посіву, збирання та обробки врожаю. Прогнози погоди допомагають сільським господарям приймати рішення щодо тимчасового зрошення та заборони, щоб зменшити ризики втрат врожаю і збільшити врожайність. Недостатні або занадто вологі умови можуть призвести до засухи або поширення хвороб, що шкодить рослинам. Великий промисловий розвиток сільського господарства та його взаємозв'язок із світовим ринком роблять сільське господарство вразливим на зміни погоди, і вчасні прогнози є важливими для забезпечення стабільної продукції та продовольчої безпеки.

- Регулювання врожаю та якості продукції: Погодні умови впливають на якість та кількість зібраного врожаю. Це стосується не лише сільськогосподарських

культур, але й тваринництва. Наприклад, суха та спекотна погода може спричинити гибелі тварин, а сильні дощі можуть призвести до повеней, що загрожують тваринам та урожаю. Надмірна вологість або вологість може призвести до виникнення грибкових захворювань та псування продуктів. Інформація про передбачення погодних умов дозволяє фермерам та виробникам продуктів харчування адаптувати свої практики та технології для збільшення якості продукції та зменшення втрат.

- **Планування вирощування культур:** Сільські господарі вирощують різні культури у різний час року. Знання погодних передбачень допомагає їм планувати, коли посіви, обробка та збір врожаю будуть найбільш ефективними. Це зменшує витрати на енергію, робочу силу та ресурси, сприяє сталому господарюванню та екологічно відповідним практикам.

- **Ефективне використання ресурсів:** Зрошення та заборони в сільському господарстві зазвичай вимагають великих обсягів води. Прогнози погоди дозволяють більш ефективно розподіляти ці ресурси, забезпечуючи необхідність зрошення, але не надто багато, що може призвести до зайвого витрати води. Ефективне використання водних ресурсів особливо важливе в умовах зі зменшеною доступністю води.

Сектор енергетики також значно впливає на глобальну економіку і споживання ресурсів. Прогнозування погоди важливе для покращення його стійкості та продуктивності. Це особливо важливо в контексті сучасних прагнень до сталого розвитку і зменшення впливу на навколишнє середовище. Можна виділити такі сектори впливу погодних умов на енергетику:

- **Планування виробництва енергії:** Прогнози погоди грають ключову роль у плануванні виробництва електроенергії. Різні джерела енергії, такі як сонячні, вітрові та гідроелектростанції, залежать від погодних умов. Сонячні і вітрові установки здатні генерувати енергію лише при наявності сонця та вітру. Гідроелектростанції залежать від дощів та снігопадів, які впливають на водні

ресурси. Точні прогнози погоди дозволяють виробникам енергії планувати роботу своїх електростанцій, зменшуючи ризики недостатньої або зайвої генерації електроенергії.

- Ефективність системи та мережі: Споживачі електроенергії очікують, що електроенергія буде доступною 24/7. Втрати, спричинені незапланованою перервою в постачанні електроенергії, можуть призвести до серйозних економічних втрат та зруйнувань. Прогнози погоди допомагають операторам систем енергопостачання підготуватися до екстремальних погодних умов, таких як шторми, грози чи сильні морози. Наприклад, попередження про можливість льодяного дощу може дати можливість провести заходи щодо зміцнення ліній електропередачі та зменшити ризики обривів електроживлення.

- Ефективність виробництва та споживання енергії: Енергетичні компанії, а також споживачі, можуть використовувати прогнози погоди для планування свого споживання та виробництва енергії. Наприклад, якщо прогнозується жарка погода, споживачі можуть зменшити використання кондиціонерів в пікові години, щоб знизити навантаження на електромережу. Такі дії можуть зменшити енерговитрати та збільшити сталість виробництва енергії.

- Розвиток альтернативних джерел енергії: Сонячна та вітрова енергія стають все більш важливими джерелами енергії для споживачів та виробників електроенергії. Для ефективного використання цих джерел необхідно знати, коли очікувати максимальні виробництва енергії, що залежить від погодних умов. Прогнози погоди допомагають планувати використання альтернативних джерел енергії та інтегрувати їх в систему енергопостачання, зменшуючи залежність від традиційних джерел енергії, таких як вугілля або природний газ.

- Зменшення ризиків природних катастроф: Погодні явища, такі як урагани, повені, пожежі та землетруси, можуть мати серйозний вплив на сільське господарство та енергетику. Прогнози погоди допомагають попередити ці явища та вжити заходів для зменшення їхніх наслідків. Наприклад, попередження про

наближення урагану дозволяє евакуювати персонал та забезпечити надійний захист енергетичних об'єктів та інфраструктури.

- Дослідження зміни клімату: Погодні дані, зібрані протягом тривалого часу, є важливими для дослідження зміни клімату. Вони допомагають науковцям розуміти та передбачати патерни зміни клімату, що дозволяє приймати рішення стосовно адаптації та зменшення впливу кліматичних змін на сільське господарство та енергетику.

Прогнозування погодних умов має вирішальне значення для сільського господарства та енергетики. Від правильних прогнозів залежить продуктивність та безпека обох галузей. Сільське господарство потребує інформації про погодні умови для оптимального розподілу ресурсів та планування діяльності, щоб забезпечити продовольство та економічну стійкість. У той час як енергетика розвивається і виходить на стежку сталого розвитку, погодні передбачення дозволяють забезпечити більш ефективне та екологічно сталим виробництво енергії. Важливість прогнозування погоди для цих двох секторів стає ще більшою в умовах зміни клімату та зростаючих вимог щодо сталого розвитку.

Від точності та доступності погодних передбачень залежать виробництво продуктів харчування, стійкість енергопостачання та зміна клімату. Міжнародне співробітництво та обмін даними є необхідними для забезпечення ефективної метеорології та кліматології. Організації, такі як Всесвітня метеорологічна організація (ВМО), грають ключову роль у координації цього процесу.

На завершення, можна підкреслити, що прогнозування погоди стало невід'ємною частиною нашого сучасного життя і господарської діяльності. Від його розвитку та вдосконалення залежать не лише наше комфортне і безпечне існування, але й збереження природних ресурсів та забезпечення сталого розвитку. У цьому контексті, подальше вдосконалення технологій прогнозування погоди та підвищення співпраці між національними та міжнародними організаціями має вирішальне значення для нашої майбутньої добробуту та сталості нашої планети.

## 1.2 Дослідження впливу погодних умов на енергетику

Погодні умови та їх зміни впливають на енергетичний сектор Сполучених Штатів, визначаючи як виробляється, транспортується та використовується енергія. Розглядати це можна з різних поглядів, зокрема опади, температура, рівень моря та інші погодні явища, що мають прямий або опосередкований вплив на енергетичні процеси та інфраструктуру.

Одним із ключових аспектів є температурний режим. Зі зміною клімату очікується підвищення середніх температур, що може призвести до змін у використанні енергії для охолодження та обігріву. В літні місяці підвищення температури може призвести до збільшення попиту на електроенергію для кондиціонування приміщень. У той же час зниження потреби в енергії для опалення взимку може виникнути внаслідок м'якого клімату. Ці зміни можуть впливати на баланс енергетичного попиту та постачання, а також на ефективність електростанцій.

Погіршення погодних умов, таких як зміни у кількості опадів та підвищений ризик посухи, може впливати на роботу гідроелектростанцій. Гідроелектроенергетика в США є значущим джерелом електроенергії, і будь-які зміни в режимі опадів можуть вплинути на рівень водосховищ і, отже, на ефективність гідроелектростанцій. Зменшення обсягу води в річках може вимагати альтернативних джерел енергії для компенсації втрат в гідроелектроенергетиці.

Ще одним аспектом є вплив екстремальних погодних явищ, таких як урагани, на енергетичну інфраструктуру. Сильні вітри, дощі та повені можуть призвести до пошкоджень електроліній, трансформаторів та електростанцій. Збільшення інтенсивності та частоти таких явищ може зробити енергетичну систему більш вразливою та потребує більших зусиль у напрямку стійкості та захисту. Енергетичний сектор також пов'язаний із рівнем моря, оскільки значна

кількість електростанцій та інфраструктури розташована на узбережжі. Підвищення рівня моря може призвести до затоплення електростанцій та природних резервуарів води, порушуючи енергетичні процеси та поставки.

Зміни у погодних умовах також впливають на виробництво енергії з альтернативних джерел. Наприклад, збільшення кількості сонячної радіації або вітру може підвищити ефективність сонячних батарей та вітрогенераторів, зробивши відновлювальні джерела більш привабливими. Зміни температури, опадів, рівня моря, а також частоти та серйозності екстремальних подій впливатимуть на те, скільки енергії виробляється, доставляється та споживається. Енергія відіграє важливу роль у багатьох аспектах нашого життя.

Наприклад, ми використовуємо електроенергію для освітлення та охолодження. Ми використовуємо паливо для транспорту, опалення та приготування їжі. Наше виробництво та використання енергії взаємопов'язане з багатьма іншими аспектами сучасного життя, такими як споживання води, використання товарів і послуг, транспорт, економічне зростання, землекористування та зростання населення. Наприклад виробництво та використання енергії (більшість якої походить з викопного палива) також сприяє зміні клімату, на яку припадає понад 84% викидів парникових газів у США [2]. Підвищення температури, ймовірно, збільшить нашу потребу в енергії, а також змінить нашу здатність виробляти та надійно постачати електроенергію.

У теплішому кліматі американці використовуватимуть більше електроенергії для кондиціонування повітря та менше природного газу, нафти та дров для опалення. Якщо клімат країни потеплішає на  $1,8^{\circ}\text{F}$  ( $1^{\circ}\text{C}$ ), очікується, що попит на енергію, що використовується для охолодження, зросте приблизно на 5-20%, а попит на енергію, що використовується для опалення, зменшиться приблизно на 3-15%[3]. Чисті витрати на опалення та охолодження за рік можуть зрости на 10% (26 мільярдів доларів у доларах 1990 року) з потеплінням на

4,5°F(~3°C) до кінця століття та на 22% (57 мільярдів доларів у доларах 1990 року) з потеплінням 9,0°F(5°C)[4].

Попит на опалення найбільше знизиться на півночі Сполучених Штатів, а попит на охолодження зросте на півдні Сполучених Штатів. Оскільки очікується, що попит на електроенергію для охолодження зросте в результаті підвищення температури та екстремальних сильних ситуацій, баланс у постачанні енергії, ймовірно, зміниться від природного газу та мазуту, що використовуються для опалення, до електроенергії, яка використовується для кондиціонування повітря. Зміни в попиті на енергію, ймовірно, вплинуть на викиди парникових газів, але чистий ефект залежить від того, які джерела енергії, включаючи альтернативну, використовуються для електроенергії та опалення.

Потепління, ймовірно, збільшить літній пік попиту на електроенергію в більшості регіонів Сполучених Штатів. Задоволення зростання цього пікового попиту може вимагати інвестицій у нову інфраструктуру виробництва та розподілу енергії, а нові механізми потребуватимуть керування надійністю системи та піковим попитом, що може бути дорожчим, ніж середній рівень попиту[4]. Наприклад, виходячи з підвищення температури на 6,3–9°F, зміна клімату може збільшити потребу в додаткових потужностях для виробництва електроенергії приблизно на 10-20% до 2050 року. Це потребуватиме сотень мільярдів доларів додаткових інвестицій[5].

Тепліший клімат може знизити ефективність виробництва електроенергії для багатьох існуючих електростанцій, які працюють на викопному паливі, і атомних електростанцій, оскільки ці станції використовують воду для охолодження. Чим холодніша вода, тим ефективніший генератор. Таким чином, вищі температури повітря та води можуть знизити ефективність, з якою ці установки перетворюють паливо на електроенергію.

Очікується, що попит на енергію зміниться до кінця століття. Кількість "градус-днів" охолодження (або нагрівання) означає суму градусів, на які середня

температура кожного дня є вищою (або холоднішою) за 65°F(18°C) протягом року. Градусо-дні це умовна одиниця вимірювання перевищення середньодобової температури над заданим мінімумом («базової температури»)[6]. Вираховується як сума відхилень середньої температури від базової за заданий проміжок часу. Також спосіб вимірювання енергії, необхідної для опалення та охолодження. Як показано на малюнку(рис. 1.1), очікується, що збільшення кількості градус-днів охолодження буде більшим, ніж зменшення кількості градус-днів опалення, порівнюючи історичне середнє значення та прогнозоване середнє значення за останні два десятиліття цього століття.

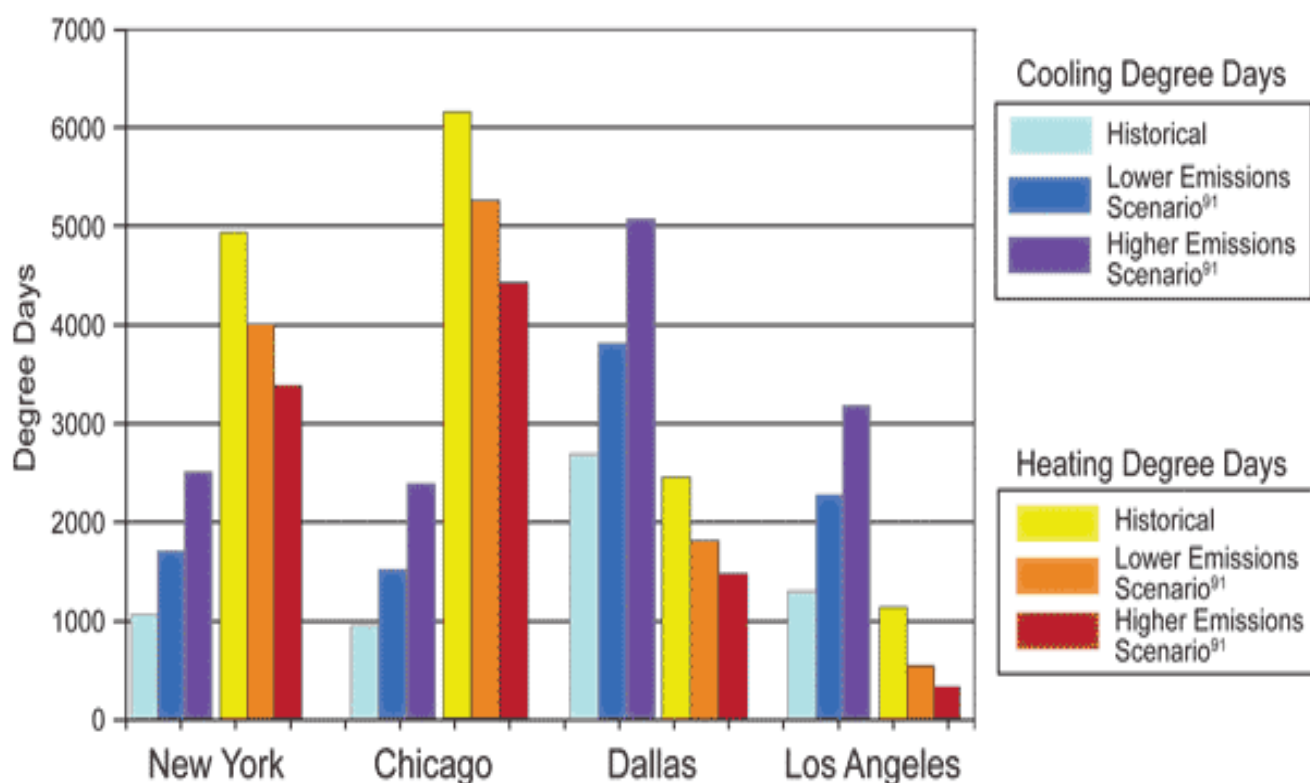


Рисунок 1.1 – Аналіз градусо-днів для опалення

Джерело:[5, с.55]

Холодніші місця мають велику кількість градус-днів нагріву та низьку кількість градус-днів охолодження, тоді як у спекотніших місцях велика кількість

градус-днів охолодження та низька кількість градус-днів нагрівання. На національному рівні попит на енергію зростатиме влітку та зменшуватиметься взимку. Охолодження використовує електроенергію, тоді як опалення використовує комбінацію джерел енергії, тому загальний ефект на національному рівні та в більшості регіонів буде підвищена потреба в електроенергії(рис 1.1).

Можна зробити висновок, що зміни клімату впливають на всі аспекти енергетики, від виробництва та транспортування енергії до споживання та використання різних джерел. Врахування цих факторів є ключовим завданням для забезпечення стійкості та ефективності енергетичної системи в умовах зміни клімату.

### **1.3 Аналіз впливу погодних умов на продовольчу безпеку**

Світова продовольча система є більш вразливою до екстремальних погодних умов з різних причин, ключовою з яких є те, що зміни врожайності сільськогосподарських культур не встигають за зростанням попиту на продовольство в усьому світі [8]. Темпи зростання врожайності впали або стагнують приблизно на 30%, 38% і 39% світових посівних площ під кукурудзою, рисом і пшеницею, відповідно [9]. Крім того, темпи зростання врожайності пшениці в країнах, що розвиваються, в останні роки залишаються нижчими за темпи зростання населення [10]. Інші фактори, які роблять глобальну продовольчу систему більш вразливою до екстремальних погодних умов, включають глобалізацію зернових ринків та зростання цін на паливо, що збільшує витрати на транспортування продовольства [11].

Глобалізація зернових ринків означає, що екстремальні погодні умови, які знижують врожаї в основних житницях, впливають на світові ціни на

продовольство і можуть мати негативний вплив на продовольчу безпеку в бідних країнах нетто-імпортерах кукурудзи. Однак емпіричних досліджень на цю тему не існує. Більшість досліджень, спрямованих на оцінку соціально-економічного впливу екстремальних кліматичних явищ, використовують статистичні підходи для кількісної оцінки прямих економічних втрат, спричинених екстремальними кліматичними явищами [12-15]. Такі прямі збитки зазвичай складаються з оцінених фінансових втрат (наприклад, втрат майна або врожаю), тісно пов'язаних з екстремальними кліматичними явищами [13].

Інші дослідження намагалися кількісно оцінити вплив екстремальних кліматичних явищ на людську смертність [16, 17]. У дослідженнях, які оцінювали первинний і вторинний вплив екстремальних кліматичних явищ, використовувалися моделі на основі процесів для аналізу впливу екстремальних погодних явищ на вразливість до бідності в країнах, що розвиваються, добробут виробників і споживачів в Іспанії, а також продовольчу безпеку в Китаї [18-21]. На відміну від статистичних моделей, моделі, засновані на процесах, мають можливість враховувати вплив на торгівлю в соціально-економічному аналізі екстремальних кліматичних явищ.

Мехлер, наприклад, використав модель, засновану на процесах, для кількісної оцінки економічного ефекту від комбінованої хвилі спеки та посухи в Іспанії. Аналогічно, Нельсон використовував модель, засновану на процесах, для оцінки впливу тривалої посухи в Китаї на продовольчу безпеку країни. Ці два дослідження підкреслили необхідність враховувати вплив на торгівлю в економічному аналізі екстремальних подій.

Сільське господарство перебуває під сильним впливом погоди та клімату. Хоча фермери часто гнучко реагують на погодні умови та річні коливання, все ж існує високий ступінь адаптації до місцевого клімату у вигляді створеної інфраструктури, місцевої сільськогосподарської практики та індивідуального досвіду. Тому можна очікувати, що зміна клімату вплине на сільське господарство,

потенційно загрожуючи усталеним аспектам сільськогосподарських систем, але також надаючи можливості для вдосконалення [22].

Зміна клімату має значний і далекосяжний вплив на світове сільське господарство, впливаючи на врожайність сільськогосподарських культур, виробництво продуктів харчування і глобальну продовольчу безпеку. Ось деякі ключові наслідки зміни клімату для сільського господарства в усьому світі:

- Сільське господарство та ширша система виробництва продуктів харчування вже є основним джерелом викидів парникових газів. Майбутня інтенсифікація сільського господарства для компенсації скорочення виробництва (частково спричиненого зміною клімату) разом зі зростанням попиту на продукти тваринного походження може призвести до подальшого збільшення цих викидів. За оцінками, попит на продукцію тваринництва зросте на +70% між 2005 і 2050 роками [23].

- Зниження врожайності сільськогосподарських культур: Підвищення температури, хвилі спеки та зміни в характері опадів можуть призвести до зниження врожайності сільськогосподарських культур. Тепловий стрес на критичних стадіях росту може пошкодити посіви та зменшити фотосинтез, що призведе до зниження врожайності. Зміни в режимі опадів, включаючи посухи або нерегулярні опади, можуть спричинити водний стрес і перешкоджати зростанню сільськогосподарських культур, що призводить до зниження врожайності та неврожаїв.

- Зміна придатності сільськогосподарських культур: Зміна клімату може змінити придатність певних сільськогосподарських культур у різних регіонах. Зміни температури та кількості опадів можуть зробити деякі регіони менш придатними для вирощування традиційних культур, тоді як інші регіони можуть стати більш сприятливими для різних культур. Це може призвести до необхідності зміни вибору культур, зміни графіків посіву та зміни методів ведення сільського господарства, щоб адаптуватися до мінливих кліматичних умов.

- Доступність води та проблеми зі зрошенням: Зміна клімату впливає на доступність води, яка має вирішальне значення для сільського господарства. Зміни в характері опадів, включаючи посухи або надмірні опади, можуть призвести до дефіциту води або перезволоження, що впливає на практику зрошення. Обмежена доступність води може зменшити споживання води сільськогосподарськими культурами, що призводить до водного стресу та зниження врожайності.

- Посилення тиску шкідників та хвороб: Зміна клімату може впливати на динаміку популяцій та географічний розподіл шкідників і хвороб, створюючи виклики для сільського господарства. Тепліші температури можуть сприяти поширенню шкідників, таких як комахи та бур'яни, що призводить до збільшення кількості шкідників та пошкодження врожаю. Зміни в режимі опадів також можуть створити умови, сприятливі для поширення хвороб, впливаючи на здоров'я і продуктивність сільськогосподарських культур.

- Вплив на продовольчу безпеку: Зміна клімату створює ризики для глобальної продовольчої безпеки. Екстремальні погодні явища, такі як посухи, повені та шторми, можуть спричинити неврожаї та перебої в ланцюгах постачання продовольства. Це може призвести до підвищення цін на продовольство та зменшення доступу до поживних продуктів харчування, особливо для вразливих верств населення. Вплив зміни клімату на сільське господарство може підірвати продовольчу безпеку та посилити існуючу нерівність. Погодні явища також можуть спричинити неврожаї, перебої в ланцюгах постачання продовольства та волатильність цін. Вразливі верстви населення, особливо в країнах, що розвиваються, наражаються на більший ризик продовольчої незахищеності та недоїдання через вплив зміни клімату на сільське господарство.

- Соціально-економічні наслідки: Вплив зміни клімату на сільське господарство має ширші соціально-економічні наслідки. Непропорційно сильно страждають залежні від сільського господарства громади та дрібні фермери, особливо в країнах, що розвиваються. Зниження врожайності та доходів може

призвести до зростання бідності, міграції та соціальних заворушень. Економічна стабільність країн, що значною мірою залежать від сільського господарства, також може опинитися під загрозою.

Структури виробництва продуктів харчування надзвичайно чутливі до змін клімату, таких як зміни температури та кількості опадів, які можуть спричинити спалахи шкідників та хвороб, тим самим зменшуючи врожай і, в кінцевому рахунку, впливаючи на продовольчу безпеку нації.

#### **1.4 Важливість прогнозування погоди для енергетичного та сільськогосподарського секторів економіки України**

Україна, як аграрна країна, надзвичайно чутлива до погодних умов, оскільки вони безпосередньо впливають на сільське господарство, енергетику та загальний економічний стан країни. Важливо розглядати це питання в контексті викликів, які ставлять перед Україною зміни клімату, оскільки вони можуть поглибити негативний вплив погоди на різні галузі економіки та безпеки країни.

Погодні умови та екстремальні явища, викликані глобальним потеплінням, стають важливими факторами, що визначають економічну стійкість та безпеку харчових ресурсів країни. Одним із вирішальних викликів є зміна в режимі опадів, що може призвести до посух та значного зниження врожаїв. Це може суттєво вплинути на вирощування основних сільськогосподарських культур, таких як пшениця, ячмінь, та кукурудза, порушуючи продовольчу ланцюгову реакцію та загрожуючи безпеці продовольства. Високі температурні рекорди та екстремальні теплові явища можуть призвести до стресу для рослин, що впливає на їхній ріст та врожайність.

Загроза "теплого стресу" може виникнути, зокрема, для культур, які вимагають певних температурних умов для оптимального розвитку [24]. Це може мати негативний вплив на вирощування певних сортів овочів та фруктів, призводячи до втрат в сільському господарстві та підвищення цін на ринку. Зміни в погодних умовах також можуть визначати появу екстремальних явищ, таких як град та заморозки. Град може пошкодити врожаї та зменшити їх якість. Заморозки, які можуть виникати в нетиповий період для певних регіонів, можуть призвести до втрат у вирощуванні теплолюбивих культур та зменшення їхньої доступності на ринку.

Погіршення умов для сільського виробництва автоматично переноситься на економіку країни. Зменшення виробництва, збільшення витрат на збереження та відновлення пошкоджених культур, а також збільшення цін на продукти можуть мати негативний вплив на економічний стан України. Стійкість галузі сільського господарства є ключовим чинником для економічного розвитку та забезпечення продовольчої безпеки.

Погодні умови впливають на промисловий сектор, включаючи енергетику [25]. У контексті енергетики, зміни в кліматичних умовах мають прямий вплив на виробництво та споживання енергії. Одним із основних аспектів впливу зміни клімату на енергетику є збільшення попиту на електроенергію у зв'язку з температурними змінами.

Зниження споживання енергії взимку може компенсуватися зростанням попиту влітку через використання кондиціонерів та систем охолодження. Це може призводити до дефіциту електроенергії в областях з обмеженими ресурсами або застарілою інфраструктурою. Цей вплив є особливо помітним у період з жовтня по березень, коли в Україні триває опалювальний сезон. Кількість природного газу та електроенергії, що використовується в цей період, значною мірою залежить від температури повітря. Екстремальні теплові явища можуть також впливати на

роботу енергетичних установок, зокрема термічних електростанцій, які для охолодження використовують воду з природних джерел.

Зменшення об'ємів води та підвищення температури водних джерел можуть обмежувати ефективність та продуктивність електростанцій, що може призводити до скорочення їхньої роботи чи навіть призупинення. Теплові хвилі, сильні вітри, повені та інші погодні аномалії створюють ризики для енергетичної інфраструктури. Пошкодження ліній передачі, електростанцій та інших об'єктів може призвести до перебоїв у постачанні електроенергії та потреби в екстрених ремонтних роботах. Важливою складовою відповіді на зміну клімату в енергетичному секторі є адаптація до нових умов. Це означає впровадження стійких до екстремальних погодних умов технологій, покращення енергоефективності та розробку резервів безпеки енергетичних систем.

Кількість природного газу та електроенергії, що використовується в цей період, значною мірою залежить від температури повітря. Стаффелл і Пфеннінгер зазначили, що попит на електроенергію має сезонні коливання, досягаючи помітного піку взимку, але залишаючись в основному стабільним влітку[26]. Оскільки гідроелектростанції відіграють значну роль у виробництві електроенергії, цілком ймовірно, що зміни в кількості опадів впливатимуть на динаміку енергетичного сектору. Слід зазначити, що постійний перехід до сталих та безпечних відновлюваних джерел енергії в енергетичному секторі посилює вплив метеорологічних факторів, таких як швидкість вітру, на роботу енергетичного сектору України.

Результати Global Food Security Index (GFSI) за 2022 рік свідчать про те, що Україна посіла 71 місце серед 113 країн, і це, в значній мірі, пов'язане з погіршенням кліматичних умов. Погодні екстремальні зміни, такі як теплові хвилі, зменшення опадів та інші негоди, суттєво впливають на сільське господарство та вирощування продовольчих культур в країні. Зниження рейтингу в рамках GFSI свідчить про те, що Україні стає важко забезпечувати ефективний контроль над

продовольчою безпекою через негативні аспекти кліматичних змін. Високий рівень залежності від сільськогосподарського сектору та недостатня стійкість до погодних коливань призводять до вразливості продовольчої системи країни. Порівняно з минулим роком, коли Україна займала 58 місце за рейтингом Global Food Security Index (GFSI), нинішнє зниження до 71 місця свідчить про загострення проблем продовольчої безпеки, що відбувається під впливом погіршення погодних умов [27].

Такий спад у рейтингу може бути індикатором загального впливу змін клімату на сільське господарство та продовольчу систему України. Збільшення екстремальних погодних явищ, непередбачувані кліматичні коливання та зміни у режимі опадів можуть суттєво вражати урожаї та погіршувати умови вирощування продуктів.

Залежність від сільського господарства як ключового сектору економіки робить країну більш вразливою до зовнішніх чинників, таких як зміни клімату. Забезпечення продовольчої безпеки стає викликом у контексті непередбачуваності погодних умов.

Успішне прогнозування погоди вимагає використання передових технологій та методів, які забезпечують високу точність та достовірність передбачень. Національна адміністрація океанічних і атмосферних досліджень (NOAA) та інші провідні метеорологічні організації вже використовують доплерівські радары, супутникові системи, та суперкомп'ютери для отримання точних прогнозів[1]. Однак існує потенціал для вдосконалення та розширення методів прогнозування, зокрема врахування параметрів напряду та швидкості вітру для короткострокового прогнозу та аналіз історичних даних для довгострокового.

Дослідження спрямоване на вивчення можливостей прогнозування погоди на основі цих параметрів. Враховуючи зміну кліматичних умов та її вплив на різні сектори, від енергетики до продовольчої безпеки, розгляд таких факторів, як напрям вітру та його швидкість, може допомогти у вдосконаленні точності та

специфічності прогнозів. Беручи до уваги велику кількість ресурсів та найкращі моделі, використовувані в сучасних метеорологічних дослідженнях, ми прагнемо висловити новий погляд на прогнозування погоди, зосереджений на деталях, які враховуються в сучасних моделях, але при комбінації з іншою кількістю факторів.

Аналізуючи вплив напрямку та швидкості вітру, ми плануємо з'ясувати, наскільки точним можна зробити прогноз на основі таких параметрів. Висновки, які будуть зроблені на основі дослідження, можуть мати важливе значення для вдосконалення методів прогнозування та розробки ефективних стратегій адаптації до змін клімату. Враховуючи складні взаємозв'язки між погодою, енергетикою та продовольчою безпекою, це дослідження спрямоване на пошук інноваційних рішень для вирішення сучасних викликів, пов'язаних із змінами клімату.

## РОЗДІЛ 2

### ДОВГОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОГОДИ

#### 2.1 Формування бази даних для побудови моделей на довгостроковий період

Створення бази даних для прогнозування погоди включало в себе тривалі пошуки та аналіз різних джерел, спрямованих на отримання відповідних та надійних даних для дослідження. Процес вибору відповідних даних для довгострокового прогнозу включав в себе кілька етапів. Початкові пошуки були орієнтовані на базові метеорологічні дані, такі як температура, опади, вітер, та інші фактори, які є важливими для точного прогнозування погоди.

Одним із ключових джерел інформації був Національний управлінський центр з вивчення атмосферних досліджень (NOAA), який володіє обширними метеорологічними даними та дослідженнями. Пошуки на ресурсі NOAA включали в себе вивчення історичних метеорологічних даних для різних регіонів, а також аналіз тенденцій та змін у кліматі[1]. Велика кількість даних та їхній науковий підхід робили NOAA важливим ресурсом для дослідження. Окрім того, під час пошуків враховувалися географічні та метеорологічні особливості різних регіонів.

Після детального аналізу та порівняння доступних даних, було вирішено сконцентруватися на Нью-Йорку як об'єкті для довгострокового прогнозу. Вибір Нью-Йорка був обумовлений його значущістю, різноманітністю погодних умов та наявністю великої кількості історичних метеорологічних даних. Такий підхід до формування дослідницької бази дозволяє забезпечити консистентність та достовірність даних, що є важливими для подальшого аналізу та розробки прогнозів, спрямованих на забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки.

Також потрібно було обрати місце в регіоні, яке надає метеорологічні дані, бажано з найбільшою точністю. Вибір станції для проведення прогнозу погоди у Нью-Йорку був здійснений з урахуванням декількох ключових критеріїв, які впливають на точність та репрезентативність прогнозу. Однією з важливих характеристик було покриття станції – відсоток присутності даних навколо обраного регіону.

Маючи на увазі, що прогнозування погоди є високоточним завданням, наявність даних з усього регіону є критично важливою. Вибір станції з 100% покриттям дозволяє забезпечити повноту та адекватність вихідних даних для моделювання та аналізу. Відсутність пропусків у даних дозволяє покращити точність прогнозів та забезпечити більш чітке розуміння динаміки погодних явищ у вибраному регіоні. Станція, яка знаходиться в аеропорті Тетерборо була обрана не лише через 100% покриття, але й через високу точність її даних.

Враховуючи, що прогнозування погоди для енергетики та продовольчої безпеки вимагає надзвичайно точних вхідних даних, обрана станція в Тетерборо надає надійну базу для досліджень. Забезпечення повного покриття та високої точності даних вибраної станції має вирішальне значення для отримання достовірного прогнозу, а отже, для розробки ефективних стратегій управління ризиками в контексті змін клімату. Такий підхід гарантує, що прогнози та аналіз будуть максимально наближеними до реальних умов, що, в свою чергу, підвищує рівень достовірності та корисності отриманих результатів.

Визначивши станцію, наступним етапом було визначення періоду за яких треба завантажити дані. Оскільки основна мета полягає в розробці довгострокового прогнозу на основі історичних даних, було вирішено взяти в розгляд період з 2001 по 2022 рік включно. Вибір такого широкого періоду обґрунтований бажанням охопити значний часовий проміжок для врахування можливих змін у кліматичних умовах та їх впливу на погодні явища. Минулі двадцять два роки надають достатню історичну перспективу для вивчення патернів та трендів.

Додатково до основного діапазону даних за 2001–2022 роки, був завантажений окремий датасет із даними за 2023 рік. Це було зроблено для майбутнього порівняння результатів прогнозування, що надасть можливість оцінити ефективність розробленої моделі на реальних погодних умовах 2023 року. Такий підхід дозволить визначити точність та надійність прогнозів на реальних даних. Після отримання даних, вони були завантажені в середовище програмування RStudio. Для початку їх треба було обробити, для перетворення у зручний для роботи вигляд.

В загальному датасеті за 2001-2022 роки були прибрані зайві змінні:

- назва станції;
- координати(довгота та широта);
- назва міста(оскільки ми і так маємо інформацію, що це датасет Нью-Йорку).

Оскільки дані були взяті у компанії, яка розташована в Сполучених Штатах Америки, то для зручності одиниці виміру температур з Фаренгейтів були переведені в Цельсії за формулою:

$$T_c = \frac{T_f - 32}{1.8}, \quad (2.1)$$

де  $T_c$  – температура в одиницях виміру за Цельсієм;

$T_f$  – температура в одиницях виміру за Фаренгейтом.

Також за формулою (2.1) була проведена така сама процедура для датасету за 2023 рік. Датасет за 2023 рік було розбито на дві інших, один згрупований по місяцях, інший по тижням. Це зроблене для того, щоб в подальшому аналізі використовувати саме ці датасети для порівняння з прогнозованими даними.

## 2.2 Огляд інструментарію для довгострокового прогнозування

Для роботи була обрана мова програмування R та середовище для розробки, RStudio. R - це мова програмування для статистичних обчислень та графіки, яку підтримує команда розробників R Core Team та Фонд статистичних обчислень R. Створена статистиками Россом Ігака та Робертом Джентльменом, R використовується серед дата-майнерів, біоінформатиків та статистиків для аналізу даних та розробки статистичного програмного забезпечення [28].

Основна мова R доповнена великою кількістю розширюваних пакетів, що містять повторно використовуваний код та документацію. Згідно з опитуваннями користувачів та дослідженнями баз даних наукової літератури, R є однією з найбільш поширених мов програмування в галузі дата-майнінгу [29]. Станом на квітень 2023 року R посідає 16-те місце у рейтингу TIOBE, що є показником популярності мов програмування, причому максимальне 8-ме місце було досягнуте в серпні 2020 року [30,31].

Офіційне програмне середовище R є відкритим середовищем вільного програмного забезпечення, випущеним в рамках проекту GNU і доступним за ліцензією GNU General Public License. Воно написане переважно мовами C, Fortran та самою R (частково самостійне). Для різних операційних систем надаються скомпільовані виконуючі файли. R має інтерфейс командного рядка. Також доступні різні сторонні графічні інтерфейси користувача, такі як RStudio - інтегроване середовище розробки, та Jupyter - інтерфейс блокнотів.

R є відмінним вибором для роботи з прогнозуванням погоди та аналізу часових рядів з кількох ключових причин. По-перше, R має потужні можливості для статистичного аналізу, забезпечуючи вбудовані пакети та функції для роботи з часовими рядами та аналізу регресії. Друга важлива перевага R полягає в його

вбудованих засобах для візуалізації даних, що робить можливим швидкий та ефективний аналіз часових рядів.

Також, R має розширюваний функціонал для роботи з різними типами даних та форматами, що полегшує обробку та аналіз погодних даних. Зокрема, використання розширюваних методів та моделей для прогнозування, таких як ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) або SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), ETS (Error, Trend, Seasonal), дозволяє ефективно працювати з часовими рядами та забезпечує точні та надійні прогнози. Узагальнюючи, вибір R для прогнозування погоди обґрунтований його статистичними можливостями, вбудованими інструментами візуалізації, розширюваним функціоналом для роботи з різними типами даних, а також розширеними методами прогнозування та аналізу часових рядів.

Для створення дослідницької бази, моделей, графіків та точності були використані такі бібліотеки мови програмування R [32]:

1) `tsibble` – пакет `tsibble` розширює `tidyverse` для роботи з часовими даними. Він побудований на основі `tibble` і створює об'єкт, орієнтований на дані та модель, відомий як `tsibble` (або `tbl_ts`). На відміну від звичайних об'єктів часових рядів у R, таких як `ts`, `zoo` та `xts`, `tsibble` зберігає часові індекси як ключовий стовпець даних і дозволяє використовувати різноманітні структури даних. Окрім макета у стилі `tsibble`, для однозначної ідентифікації одиниць спостереження в часі вводиться ключ(індекс), що складається з однієї або декількох змінних. Пакет `tsibble` має на меті ефективно керувати часовими даними та сприяти безперебійному процесу аналізу [33];

2) `dplyr` – пакет `dplyr` широко використовується в R для ефективної маніпуляції та перетворення даних. Він складається з функцій та інструментів, які полегшують інтуїтивне маніпулювання даними. Крім того, `dplyr` можна інтерпретувати як інструмент для маніпулювання фреймами даних, де `d` позначає `data.frame` [34];

3) `forecast` – пакет прогнозування R пропонує методи та інструменти для демонстрації та дослідження прогнозів окремих часових рядів, які включають експоненціальне згладжування за допомогою моделей простору станів та автоматизованого ARIMA-моделювання [35];

4) `geosphere` – пакет R для сферичної тригонометрії. Він дозволяє обчислювати відстань, напрямок, площу та пов'язані з ними величини, використовуючи дані довготи/широти [36];

5) `lubridate` – пакет надає інструменти, які полегшують розбір та маніпулювання датами. Функції синтаксичного аналізу `Lubridate` перетворюють рядки в об'єкти дати-часу `POSIXct` у R. Користувачі можуть вибрати функцію, яка моделює порядок елементів року ('y'), місяця ('m') і дня ('d') у рядку, що розбирається [37];

6) `ggplot2` – це пакет який створює статистичні графіки та графіки даних. вона вводить і послідовно використовує визначені терміни, точний вибір слів, а також стандартизовані одиниці та міри. Загалом, `ggplot2` є чудовим інструментом для створення ефективних, добре структурованих візуалізацій даних у різних контекстах. Ця особливість дозволяє комбінувати незалежні компоненти для створення графіки, що відрізняє `ggplot2` від більшості інших графічних пакетів [38].

### **2.3 Модель потижневого прогнозування погоди**

Для довгострокового прогнозування була обрана SARIMA модель. Autoregressive Integrated Moving Average, або ARIMA, є одним із найбільш широко використовуваних методів прогнозування для прогнозування часових рядів даних. Хоча метод може обробляти дані з тенденцією, він не підтримує часові ряди з сезонним компонентом. Модель ARIMA означає інтегроване ковзне середнє з

авторегресією. Ця модель надає набір функцій, які є дуже потужними та гнучкими для виконання будь-яких завдань, пов'язаних із прогнозуванням часових рядів.

У машинному навчанні модель ARIMA зазвичай є класом статистичних моделей, які дають вихідні дані, які лінійно залежать від їхніх попередніх значень у комбінації стохастичних факторів. При виборі відповідної моделі прогнозування часових рядів нам необхідно візуалізувати дані для аналізу сезонності та циклів. Коли сезонність є дуже явною характеристикою часових рядів, необхідно розглянути таку модель, як сезонна ARIMA, тобто SARIMA. Оскільки ми зібрались використовувати SARIMA модель, краще перевірити дані на наявність сезонності в них, якщо її не буде, то краще буде використати звичайну не модифіковану модель – ARIMA. Спочатку на основі даних створимо графік (рис.2.1) для визначення чи наявна сезонність в наших даних по тижням, за допомогою пакету ggplot2(на його основі зроблена графічна візуалізація).

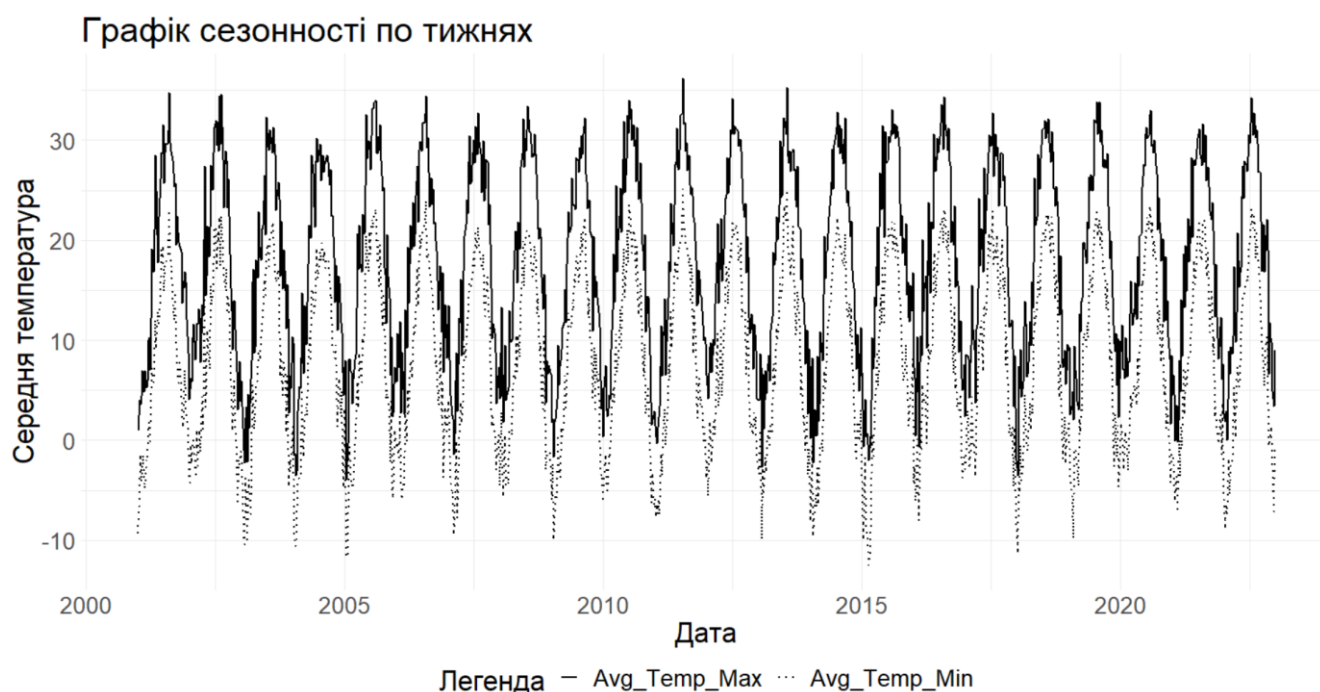


Рисунок 2.1 - Графік відображення середньої максимальної та мінімальної температури(по тижням)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Аналізуючи графік температурних показників (рис. 2.1), можна чітко виявити коливання, що повторюються щорічно. Це свідчить про наявність вираженої сезонності в даних, де температурні зміни підпорядковані циклічному характеру. Оскільки ARIMA-модель (Autoregressive Integrated Moving Average) не враховує сезонні зміни, її використання для прогнозування температурних показників в контексті зібраних даних може бути недостатньо ефективним.

З цього приводу, обрання SARIMA-моделі (Seasonal ARIMA) є обґрунтованим рішенням, оскільки вона спеціально розроблена для роботи з даними, де виявлено виражену сезонність. SARIMA поєднує в собі можливості ARIMA і враховує сезонні зміни, що робить її більш придатною для нашого аналізу та прогнозування температурних коливань. Такий вибір моделі враховує особливості зібраних даних та дозволить отримати більш точний та надійний прогноз, враховуючи сезонні варіації у погодних умовах.

Створимо з згрупованих по тижням даних окремі датасети, один для середньої максимальної температури, інший для середньої мінімальної температури.

Перейдемо до створення моделі. Для початку виокремимо дані за останні 5 років, оскільки для цього довгострокового прогнозу ми плануємо зробити розрахунок на 2023 рік на основі 2018-2022 років включно. Створюємо часовий ряд в який передаємо значення максимальної температури та визначаємо період 52, що означає те, що дані зроблені по тижням.

Сам прогноз ми робимо на 2023 рік, тому задаємо в прогнозі 52 тижні, тобто 1 рік. Отримавши результати, наведемо їх на рис 2.2 для більш зручного аналізу.

Інтервали надають інформацію про впевненість у прогнозі. Широкі довірчі інтервали на початку та в кінці періоду можуть свідчити про збільшення невизначеності в прогнозах на великий термін. Однак на середині прогнозу інтервали стають більшими, що може вказувати на відносну впевненість у прогнозі

на цей період. В прогнозі спостерігаються значні коливання, особливо на декількох початкових і кінцевих тижнях.

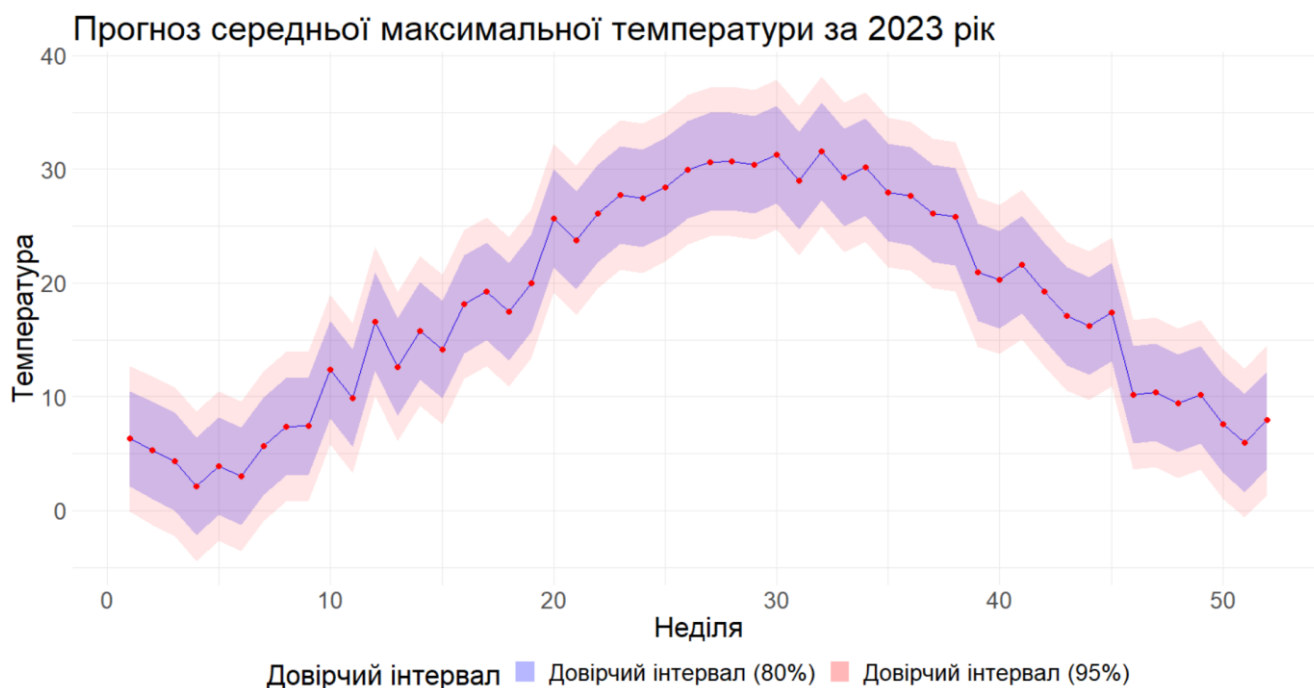


Рисунок 2.2 - Спрогнозовані значення максимальної температури на 2023 рік, разом з довірчими інтервалами(по тижням).

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Це може бути пов'язано з певними подіями, що впливають на погоду, такими як екстремальні погодні умови або зміни в кліматичних умовах. Варіація прогнозованих значень велика, що вказує на можливість екстремальних погодних умов протягом періоду прогнозу. Мінімальні та максимальні значення довірчих інтервалів відображають розмах можливих температурних коливань.

В основному розмах довірчих інтервалів ~4-6 градусів, залежно від періоду. Далі спробуємо порівняти прогнозовані дані з фактичними, а також було вирішено додати середнє за 5 років, для цього треба було створити окремий датасет по тижням та вирахувати середнє на кожен тиждень, тобто я перевірив дату в тиждні і згрупував лише по ним, незважаючи на рік. За допомогою такого групування ми

отримали середнє значення для кожного окремого тижня в році на основі 5 років на яких було прогнозування.

Наведемо результат на рис. 2.3 для кращого аналізу.

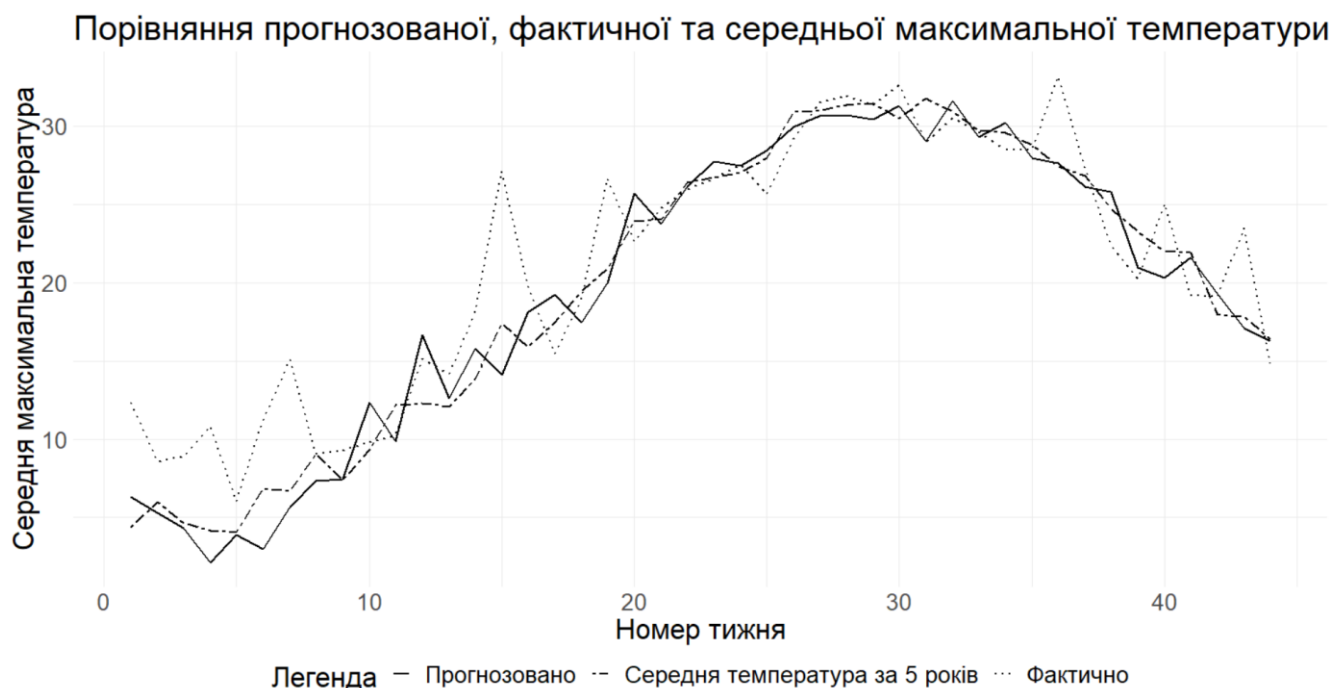


Рисунок 2.3 - Порівняння прогнозованої, фактичної та середньої максимальної температури(по тижням).

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Можемо побачити, що у фактичних даних є певні аномалії, скоріш за все це зумовлено екстремальними погодними умовами. Прогноз та середнє таке не передбачили, але судячи по графіку можна зробити попередній висновок, що просто розрахунок середнього значення дає такий самий результат, або краще, ніж прогноз за допомогою SARIMA моделі. Для перевірки розрахуємо точності ME, RMSE, MAE для навчальної, тестової вибірки та середнього (рис 2.4).

```
# A tibble: 3 x 4
```

|   | Type     | ME      | RMSE  | MAE   |
|---|----------|---------|-------|-------|
|   | <chr>    | <dbl>   | <dbl> | <dbl> |
| 1 | Training | -0.0109 | 2.89  | 2.04  |
| 2 | Test     | -1.60   | 4.00  | 2.81  |
| 3 | Mean     | 1.43    | 3.49  | 2.55  |

Рисунок 2.4 - Результат розрахунку точності прогнозування максимальної температури (по тижням)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Модель на навчальних даних має найменшу середню похибку (ME близьке до нуля), найменший RMSE та MAE для навчальної вибірки., але вона може бути перенавченою на навчальних даних і не давати адекватний прогноз на нових даних.

Модель на текстових даних має більш реалістичні значення метрик на тестовій вибірці, що може свідчити про її загальну ефективність на нових даних. ME для тестової вибірки від'ємне, що може вказувати на тенденцію до недооцінювання прогнозів.

Розраховане середнє має середні значення метрик між Training та Test, що може бути варіантом компромісу, але може виявитися менш ефективною ніж тестова, проте буде більш стабільною та універсальною. Проаналізувавши прогноз середньої максимальної температури можна дійти висновку, що для прогнозу можна використовувати як середнє значення за роки на основі яких треба робити прогноз, так і прогноз за допомогою SARIMA моделі, оскільки результати вийшли майже однакові, за тим виключенням, що на тестовій вибірці в основному була недооцінка, а в середніх переоцінка прогнозованих значень.

Для прогнозування середньої мінімальної температури виконуємо ті самі кроки, тільки замість використання даних з максимальною температурою, ми використаємо мінімальну. Після створення прогнозу на 2023 рік наведемо результати на рис 2.5 для оцінки.

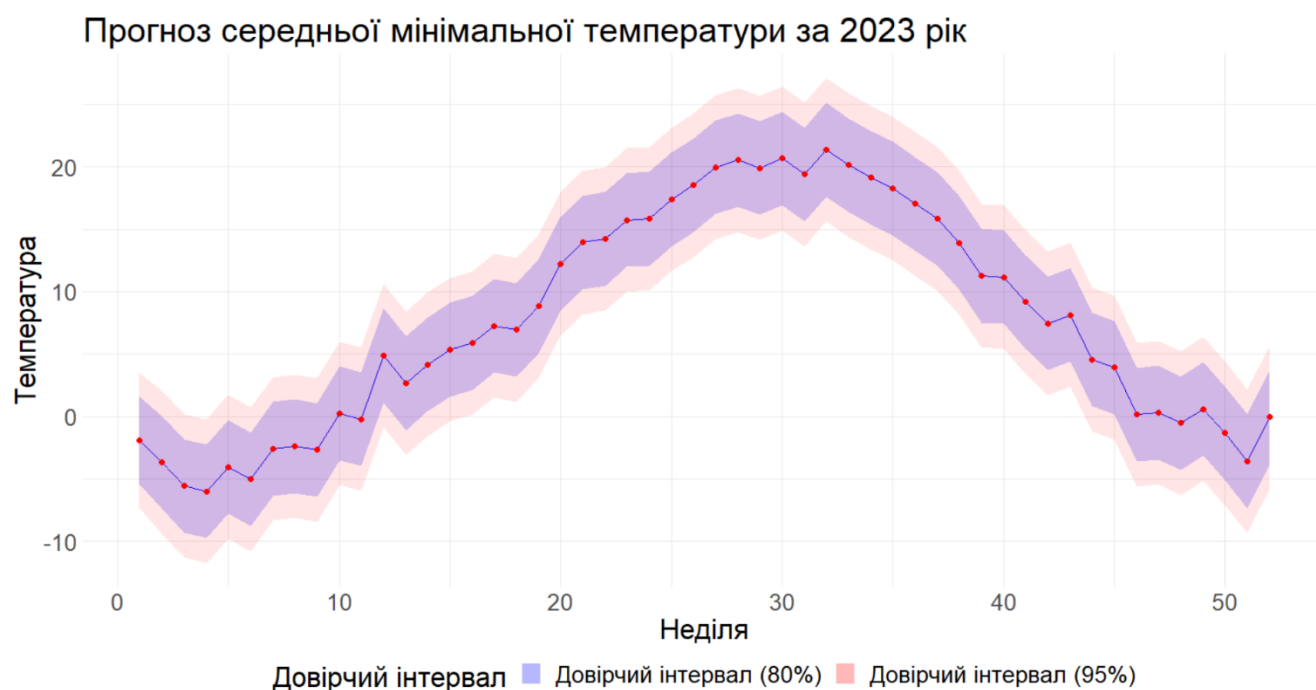


Рисунок 2.5 - Спрогнозовані значення мінімальної температури на 2023 рік, разом з довірчими інтервалами (по тижням).

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Бачимо результат, дуже схожий на той, що бачили для середньої максимальної температури (рис. 2.2), тобто широкі довірчі інтервали на початку та в кінці періоду можуть свідчити про збільшення невизначеності в прогнозах на великий термін. Однак на середині прогнозу інтервали стають більшими, що може вказувати на відносну впевненість у прогнозі на цей період. В прогнозі спостерігаються значні коливання, особливо на декількох початкових і кінцевих тижнях.

Це може бути пов'язано з певними подіями, що впливають на погоду, такими як екстремальні погодні умови або зміни в кліматичних умовах. Варіація прогнозованих значень велика, що вказує на можливість екстремальних погодних умов протягом періоду прогнозу. Але у порівнянні з середньою максимальною температурою можна сказати, що в середині року, тобто літом, коливання значно менші і прогноз виглядає більш стабільним, ніж для середньої максимальної температури. Коливання в межах довірчих інтервалів залишились такі самі, тобто приблизно 4-6 градусів від прогнозованого значення.

Тепер наведемо на рис. 2.6 порівняння для середньої мінімальної температури.

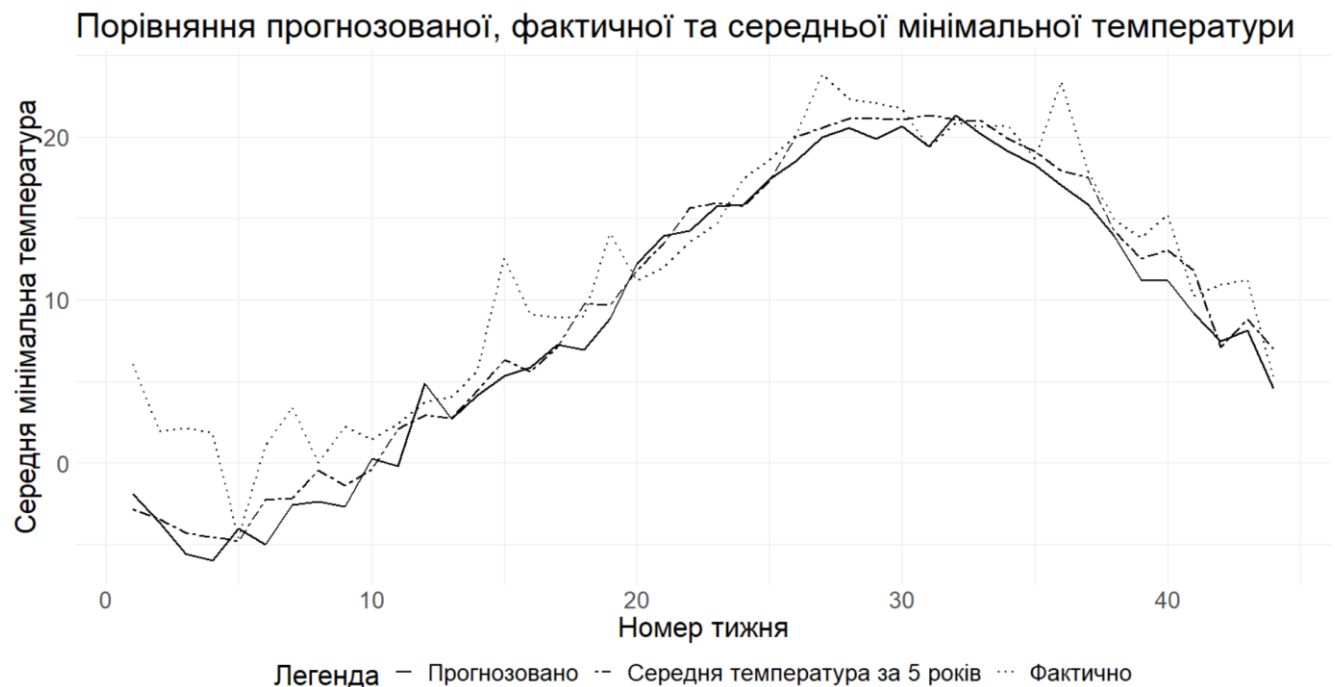


Рисунок 2.6 - Порівняння прогнозованої, фактичної та середньої мінімальної температури(по тижням)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Бачимо, що тенденція з тим, що фактичні дані мають певні аномалії, які зумовлені екстремальними погодними умовами, особливо це помітно в січні на початку року. Також можна зазначити попередній висновок про те, що середнє знову матиме непогані показники у порівнянні до тестової вибірки, або взагалі кращі. Перевіримо нашу гіпотезу створивши знову порівняння для Training, Test, Mean (рис. 2.7).

| Type       | ME      | RMSE  | MAE   |
|------------|---------|-------|-------|
| <chr>      | <dbl>   | <dbl> | <dbl> |
| 1 Training | 0.00759 | 2.43  | 1.70  |
| 2 Test     | -2.44   | 3.56  | 2.75  |
| 3 Mean     | 1.71    | 3.09  | 2.27  |

Рисунок 2.7 - Результат розрахунку точностей мінімальної температури (по тижням)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

У порівнянні з результатами середньої максимальної температури можна зробити висновок, що недооцінка моделі на тестових даних та переоцінка середнього зросли, але при цьому Середня Абсолютна Похибка (MAE) для середнього стала меншою. Для навчальної вибірки результат залишився майже таким самим за тим виключенням, що у середньої максимальної температури була недооцінка, а в мінімальній – переоцінка, хоча значення зовсім невелике.

На основі отриманих результатів прогнозування середньої максимальної та середньої мінімальної температури ми можемо дійти висновку, що в цілому для аналізу саме по тижням буде доцільно також враховувати середнє, оскільки воно дає трохи кращий результат, ніж модель SARIMA. Можливо результат для SARIMA моделі буде кращий якщо ми збільшимо кількість років для прогнозування, але я вважаю, що набагато простіше враховувати середнє без створення певних моделей, оскільки точність від цього не впаде дуже сильно. Спираючись ще на те, що фактичні значення мали велику кількість аномальних перепадів температур, що дуже складно спрогнозувати наперед, особливо цю тенденцію краще всього було видно взимку, там були найбільші перепади температур.

## **2.4 Модель помісячного прогнозування погоди**

Для прогнозування на основі останніх 5 років за місяцями виконано перевірку на сезонність, для того, щоб впевнитись про доцільність використання SARIMA моделі, замість ARIMA. На основі місячних даних за останні 5 років створюємо графік (рис. 2.8).

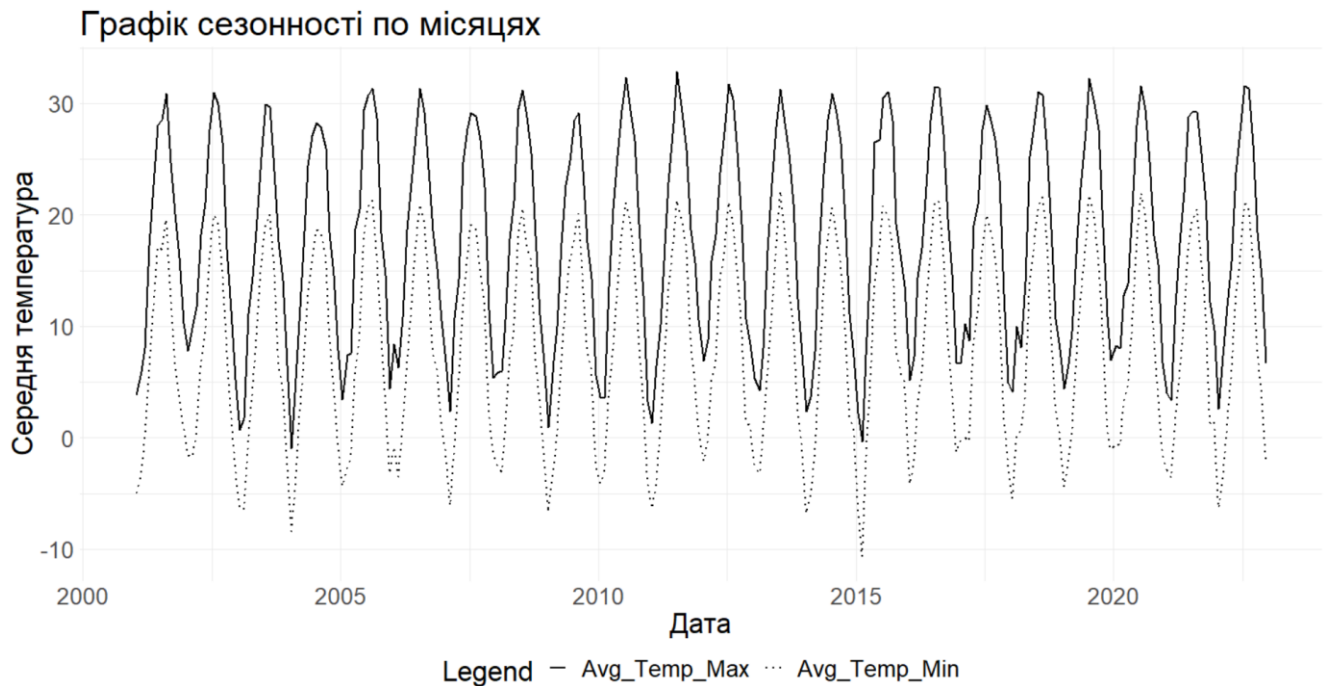


Рисунок 2.8 - Графік відображення середньої максимальної та мінімальної температури(по місяцях)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Можна зробити висновок про явну присутність сезонності в даних по місяцях, тому використання SARIMA моделі буде доцільнішим, ніж ARIMA. Для подальшого прогнозування розділимо датасет на дані для середньої максимальної та середньої мінімальної температури.

Обираємо останні 5 років для максимальної температури та створюємо часовий ряд в параметрі якого передаємо 12, що означає період який матиме часовий ряд, тобто місячні дані. На основі цього часового ряду створюємо модель та робимо прогноз на рік вперед, на 2023 рік. Отримавши результати, наведемо їх на рис. 2.9.

Бачимо, меншу кількість аномальних значень, модель зробила досить помірний прогноз протягом року, з зими до літа температура йде вгору, після літа спадає ближче до зими. На відмінно від прогнозу по тижням, по місяцям виглядає більш стабільним, напевно тому, що за ними можна спокійно виділити певні сезони, що і покращило прогнозування.

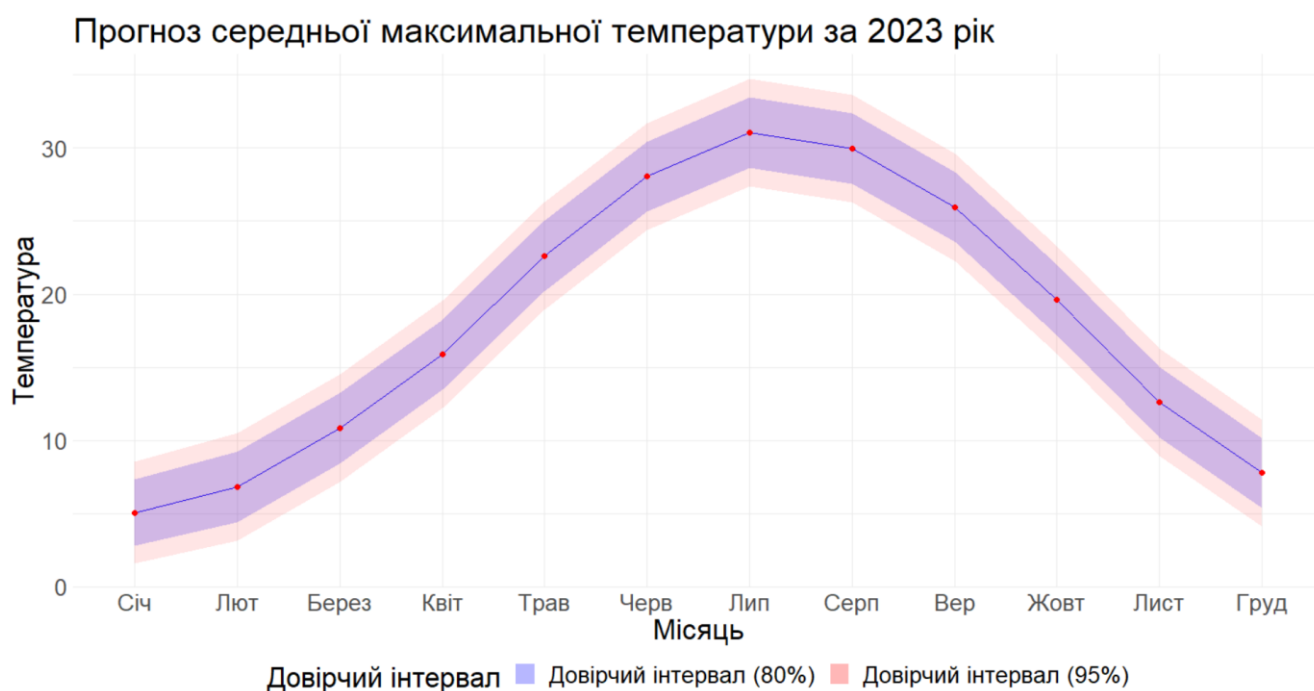


Рисунок 2.9 - Спрогнозовані значення максимальної температури на 2023 рік, разом з довірчими інтервалами(по місяцям)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Довірчі інтервали також як і для прогнозу по тижням, тримаються на рівні 4-6 градусів від спрогнозованих значень.

Порівняємо отримані показники з фактичними значеннями за відомий для нас період(до листопада 2023 року), також було вирішено додати середнє значення по кожному місяцю, за 5 років які були використанні для прогнозування. Наведемо це все на рис. 2.10 для кращого аналізу. З графіку можна зробити висновок, що прогнозовані значення майже збігаються з результатами, які ми отримали при розрахунку середніх значень по місяцям. Для фактичних значень ми знову отримали велику різницю між фактичними значеннями на початку року, січень та лютий, що може казати про те, що в 2023 році температура в Нью Йорка була теплішою, ніж в середньому за минулі роки.

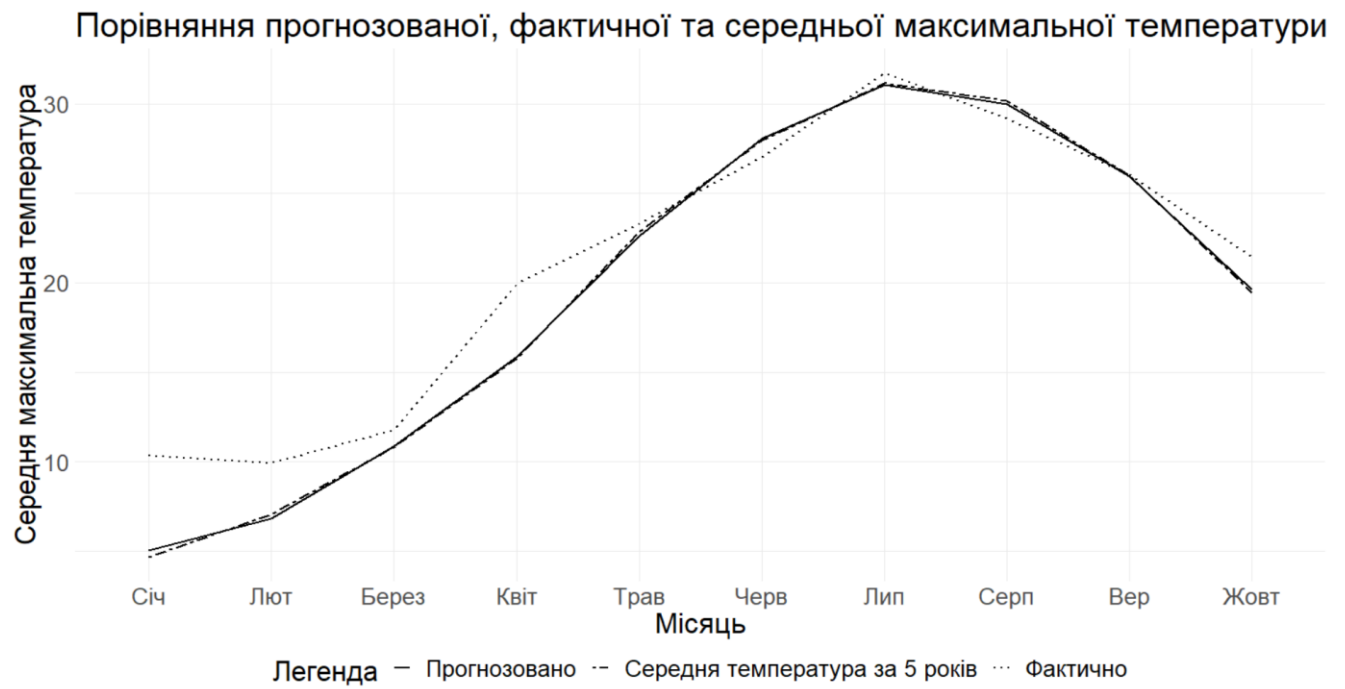


Рисунок 2.10 - Порівняння прогнозованої, фактичної та середньої максимальної температури (по місяцям)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Далі перевіримо точності прогнозів на навчальній та тестовій вибірці, а також додамо показник середнього для порівняння результату. Результат можемо побачити на рис. 2.11.

```
# A tibble: 3 × 4
  Type      ME  RMSE  MAE
<chr>    <dbl> <dbl> <dbl>
1 Training 0.0993  1.47  1.02
2 Test    -1.48   2.46  1.84
3 mean    1.47   2.54  1.86
```

Рисунок 2.11 - Результат розрахунку точностей максимальної температури(по місяцям)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Для навчальної вибірки отримали невелику середню похибку, що вказує на дуже маленьку переоцінку прогнозу. В той час як для тестової вибірки та для середнього ми отримали схожу ситуацію як і для прогнозу за тижнями, тобто

модель SARIMA на тестовій вибірці недооцінює прогноз, а розраховані середні значення навпаки – переоцінюють. За середньою квадратичною помилкою для тестових даних та для середнього ми отримали невелику різницю. Так само і для середньої абсолютної похибки, різниця взагалі мінімальна.

Виходячи з отриманих результатів ми бачимо, що різниця, між SARIMA моделлю та розрахованим середнім значенням, для даних по місяцям ще менша, ніж для тижневих значень. З цього можна зробити висновок, що для прогнозування середньої максимальної температури можна використовувати як і SARIMA модель, так і середні значення, оскільки вони відображають результати не гірше, ніж побудована модель.

Далі продовжимо дослідження для середньої мінімальної температури. Відбираємо значення за 5 років та робимо часовий ряд з параметром 12, що означає по місяцям. Навчаємо модель та робимо прогноз на рік вперед, результат наведемо на рис. 2.12.

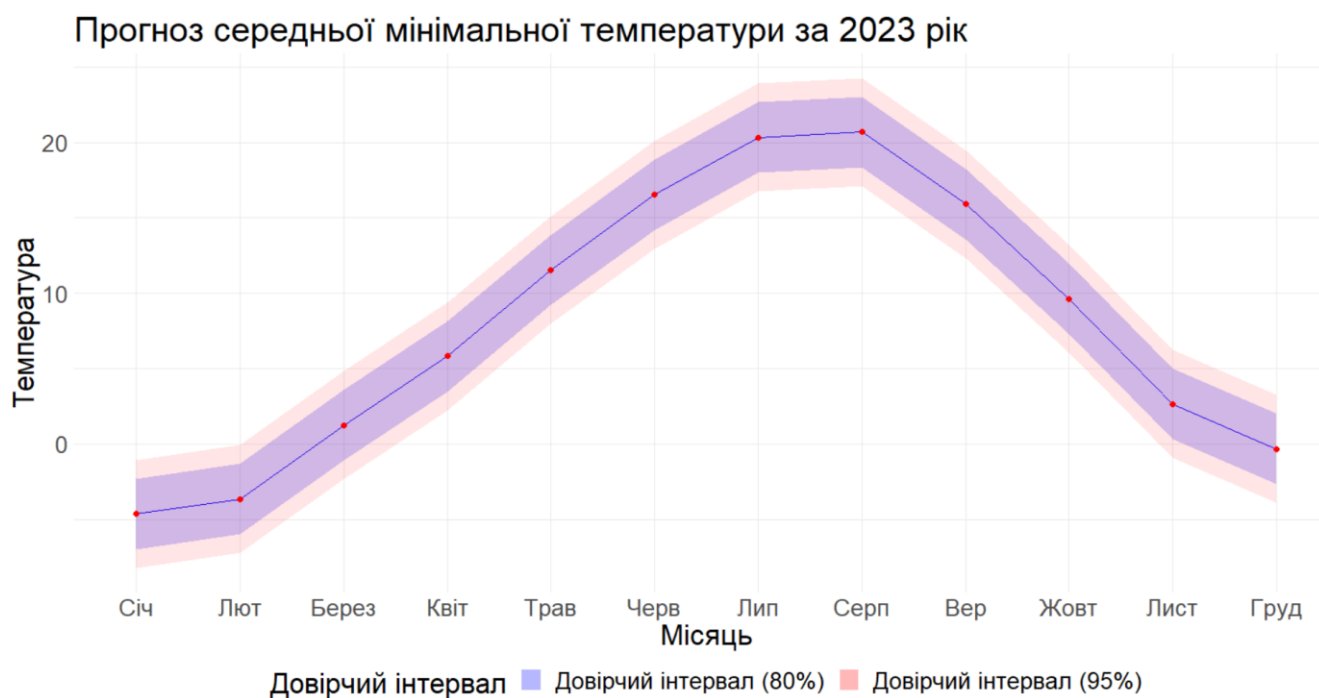


Рисунок 2.12 - Спрогнозовані значення мінімальної температури на 2023 рік, разом з довірчими інтервалами(по місяцям)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Бачимо на графіку помірне збільшення прогнозованих значень до літа, а потім зменшення до зими. Це свідчить про те, що як і для максимальної температури модель зробила досить стабільний прогноз, на відмінно від прогнозу за тижнями, де можна було помітити певні аномальні стрибки в значеннях прогнозованої температури. Довірчі інтервали мають інтервал який відрізняється від спрогнозованих значень на 2-4 градуси. Наприклад з вірогідністю в 95% січень може бути досить теплий, оскільки значення середньої мінімальної температури буде на рівні -1.5 градуси за Цельсієм.

Зробимо порівняння наших спрогнозованих, фактичних даних та середнього. Для зручності знову наведемо результат на рис. 2.13.

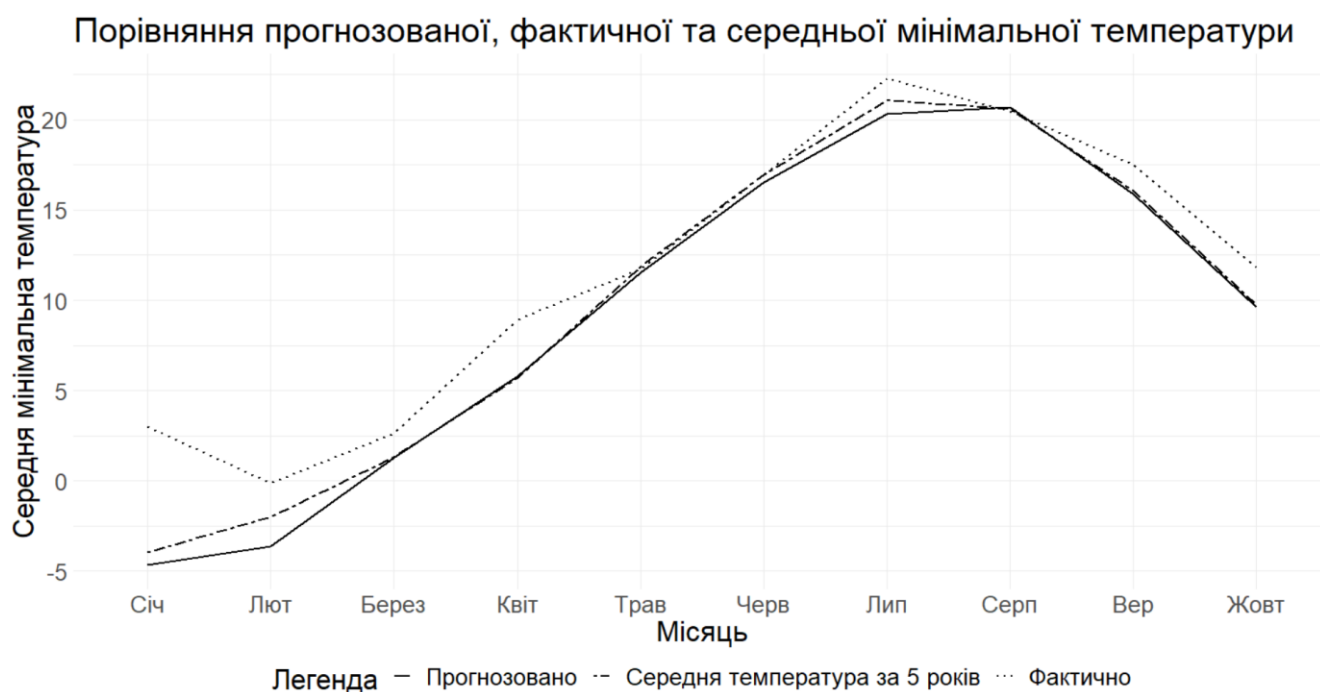
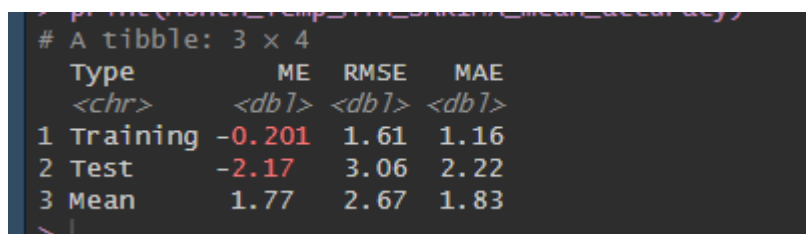


Рисунок 2.13 - Порівняння прогнозованої, фактичної та середньої мінімальної температури (по місяцям)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Можемо побачити схожість з результатами для середньої максимальної температури. Січень знову виявився найскладнішим для прогнозування, оскільки фактичний результат набагато більше навіть за довірчий інтервал який ми

отримали для січня, найнижча межа була -1.5 градусів, а фактично було майже 4 градуси тепла в середньому. В цілому прогнозоване значення знову дуже близьке до середнього. Перевіримо це розрахувавши наші точності для моделі (рис. 2.14).



```

# A tibble: 3 x 4
  Type      ME  RMSE  MAE
<chr>    <dbl> <dbl> <dbl>
1 Training -0.201  1.61  1.16
2 Test     -2.17  3.06  2.22
3 Mean      1.77  2.67  1.83

```

Рисунок 2.14 - Результат розрахунку точностей мінімальної температури (по місяцям)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Отримані результати схожі на ті, що в нас були для середньої мінімальної температури по тижням (рис. 2.7), середня похибка тільки для місячних даних виявилась меншою, ніж на тижневих.

Загалом можна сказати, що для прогнозування погоди з використанням періоду в 5 років за допомогою моделі SARIMA виявилось не набагато кращим, ніж середні показники за даний період. Результат для прогнозу по тижням та по місяцям має показники досить близькі до один одного, що приводить до висновку про доцільне використання середніх показників при схожій постановці задачі, прогноз має бути на основі історичних даних.

Але варто зазначити, що жодна з моделей не змогла правильно зробити прогноз на початок року, оскільки на січень 2023 року в Нью Йорку показники були аномально високими, цей місяць поставив рекорд по середній температурі за останні 32 роки, тому не дивно чому при прогнозуванні, який базується на аналізі історичних даних, та в нашому випадку ще й враховує сезонність, ми отримали не точні дані для цього періоду [39].

Спробуємо зробити прогноз не на один рік, а на декілька років, наприклад на три роки, та на основі вже не 5 років, а 15. Можливо точність покращиться.

Беремо датасет по місяцям та обираємо 15 років, в даному випадку з 2005-2019 включно. Прогнозувати будемо з 2020 по 2022 рік, тому дані за ці роки були взяті для подальшого порівняння з тим, що ми отримаємо після прогнозування. Робимо SARIMA модель, прогноз на 36 місяців, тобто на 3 роки.

Наведемо на рис. 2.15 фактичні показники та ті, що ми отримали при прогнозуванні, для цього експерименту не розраховувались середні значення. Оскільки в нормальній ситуації при відсутності реальних значень не буде можливості розраховувати середнє для прогнозу більше, ніж на рік. Тому що потрібно для розрахунку середнього на другий рік потрібно буде враховувати попередній рік, який ми спрогнозували самі, що я вважаю не доцільним. Було вирішено порівняти тестову лише з навчальною вибіркою, та оцінити тенденцію прогнозу на основі історичних даних за 15 років, та відхилення при довгостроковому прогнозі, більше, ніж на рік.

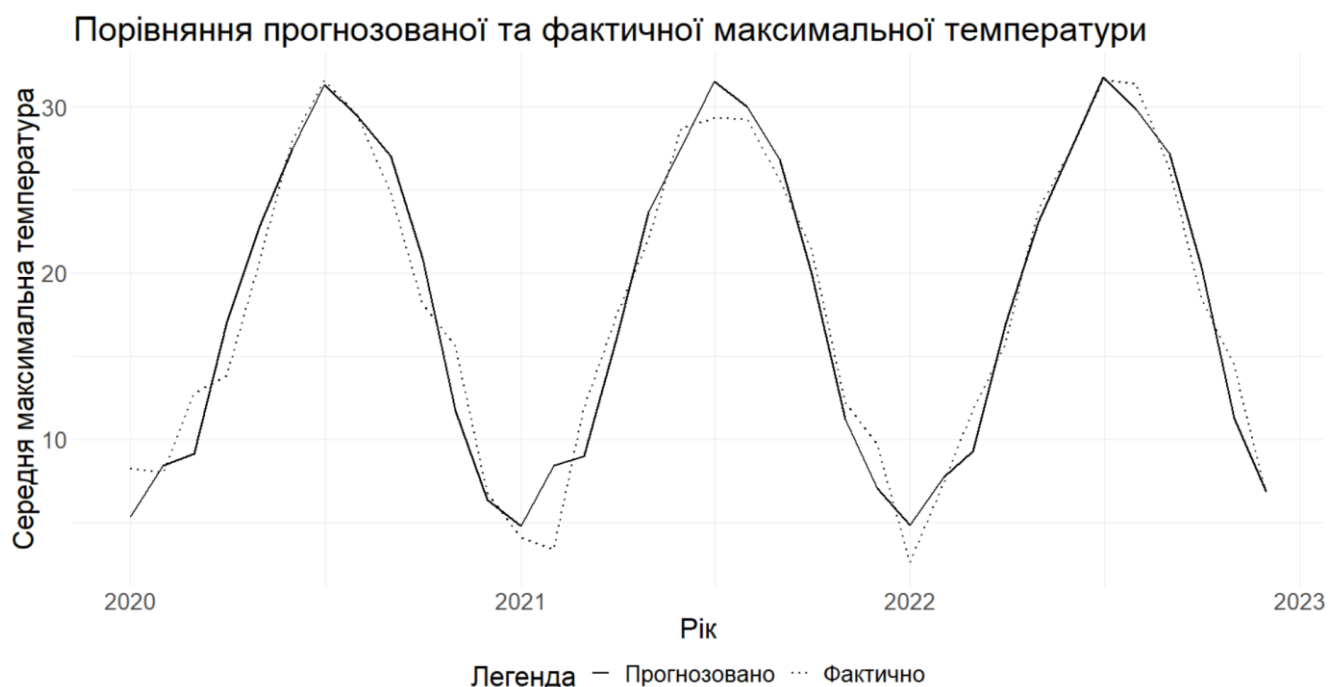


Рисунок 2.15 - Порівняння прогнозованої та фактичної середньої максимальної температури(по місяцям)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Виходячи з результатів, отриманих на графіку, можна дійти висновку, що відхилення між реальними значеннями та прогнозованими не дуже значні, найбільші відхилення взимку, в основному саме в січні місяці. Найкраще були спрогнозовані періоди між весняним та літним сезонами, а також між осіннім та кінцем року, початком зими. Розрахуємо точність(рис. 2.16) та подивимось чи змінилось відхилення від реальних значень для наших тестових даних, у порівнянні з тим, що ми отримали в аналізі до цього, при прогнозі за 5 років. Оскільки можливо збільшення діапазону до 15 років та зникнення порівняння з аномальними значеннями 2023 року покажуть нам кращий результат.

```
# A tibble: 2 × 4
```

|   | Type     | ME      | RMSE  | MAE   |
|---|----------|---------|-------|-------|
|   | <chr>    | <dbl>   | <dbl> | <dbl> |
| 1 | Training | 0.00331 | 2.15  | 1.63  |
| 2 | Test     | 1.77    | 2.67  | 1.83  |

Рисунок 2.16 - Результат розрахунку точностей для максимальної температури(по місяцям)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Бачимо, що навіть при зміні підходу точність не стала кращою, оскільки ми отримуємо майже такі самі показники(рис 2.11), які отримали для 5 років. З цього випливає те, що збільшення даних на основі яких робиться прогноз, не покращує точність моделі, вона залишається майже на такому рівні.

Перевіримо результат для середньої мінімальної температури, можливо у порівнянні з моделлю для максимальної температури ми отримаємо кращий результат. Відокремлюємо дані з середньою мінімальною температурою, робимо модель та виводимо результат (рис 2.17) порівняння фактичних та прогнозованих значень.

Можна побачити схожість між графіками для середньої максимальної та середньої мінімальної температури, відхилення знаходяться майже в тих самих місцях. Перевіримо як це відобразиться на точності (рис. 2.18).

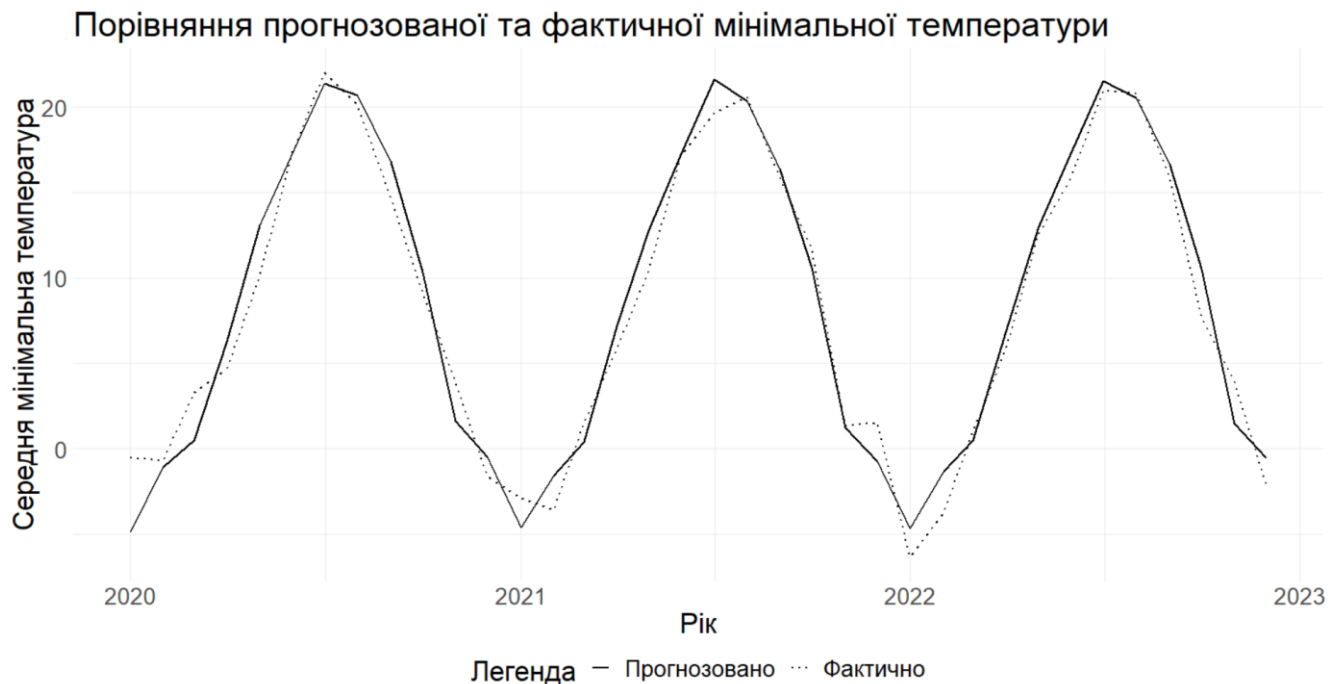


Рисунок 2.17 - Порівняння прогнозованої та фактичної середньої мінімальної температури(по місяцям)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

```
# A tibble: 2 × 4
  Type      ME  RMSE  MAE
<chr>    <dbl> <dbl> <dbl>
1 Training 0.0107 2.00  1.53
2 Test    1.77    2.67  1.83
> |
```

Рисунок 2.18 - Результат розрахунку точностей для мінімальної температури(по місяцям)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Після розрахунку точностей бачимо, що відхилення для максимальної та мінімальної температури були отримані однакові. Покращення не відбулося.

Загалом по довгостроковому прогнозу можна зробити такий висновок, що при використанні моделі SARIMA на основі історичних даних ми отримали досить точну модель, найбільше відхилення було в зимній період на початку року. Але при

аналізі було з'ясовано, що на основі даних за 5 років, розраховане середнє показує майже такий самий результат, а іноді навіть кращий, ніж SARIMA моделі.

Оскільки середнє розраховувати та використовувати більш простіше, то для такого роду прогнозів можна її застосовувати, точність прогнозу не сильно впаде. Проте для прогнозування на основі періоду більше, ніж 15 років та для прогнозу більше, ніж на 1 рік, краще застосовувати SARIMA модель. Тому, що вона має не суттєві відхилення від реальних значень, а розраховувати середнє для такого прогнозу буде дуже складно та, на мою думку, не правильно, через те що для розрахунку буде використаний рік який ми самі і спрогнозували. Краще та зручніше буде побудувати сезонну ARIMA модель.

## РОЗДІЛ 3

### КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ

#### 3.1 Моделі та методи короткострокового прогнозування погоди

Для короткострокового прогнозування була обрана модель Експоненціального згладжування(ETS) та Нейромережева модель авторегресії (NNAR).

Експоненційне згладжування (ETS) - це клас методів аналізу та прогнозування часових рядів, що базується на ідеї експоненційного зменшення ваг середніх значень. Метод ETS дозволяє моделювати тренди, сезонні варіації та помилки в часовому ряді.

Основна ідея полягає в тому, що більша вага надається новішим спостереженням, і вага експоненційно зменшується зі збільшенням відстані від поточного моменту часу. Використання компонент A (Additive), M (Multiplicative), N (Seasonal), D (Damped) у моделі може призвести до значної кількості різних комбінацій, що розширює можливості прогнозування та дозволяє моделі адаптуватися до різноманітних характеристик часових рядів. Залежно від вибору та поєднання цих компонент можна отримати різні типи моделей.

В нашій роботі ми використаємо три типи рівняння:

- ANN (Additive Neural Network): Використовує нейронну мережу для прогнозування з елементами експоненційного згладжування.
- AAN (Additive Adaptive Neural Network): Адаптивна нейронна мережа зберігає ваги для згладжування тренду та сезонності. Основні параметри перераховуються, тобто адаптуються, на кожному кроці, на відмінно від ANN, де вони незмінні.

- AAdN (Additive Adaptive damped Neural Network): Додатково включає демпфування тренду ( $\phi$ ), що дозволяє моделі швидше адаптуватися до змін в тренді [40,41].

При роботі з даними часових рядів, запізнілі значення часових рядів можуть бути використані як вхідні дані для нейронної мережі, аналогічно запізнілим значенням в моделі лінійної авторегресії. Це називається нейромережевою авторегресією або моделлю NNAR.

Наприклад, модель NNAR(9,5) - це тип нейронної мережі, яка використовує останні дев'ять спостережень ( $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-9}$ ) як вхідні дані для передбачення вихідного значення  $y_t$ , з п'ятьма нейронами, розміщеними в прихованому шарі. З іншого боку, модель NNAR(p,0) є аналогом моделі ARIMA(p,0,0), без обмежень на параметри, що гарантує її стаціонарність.

Вона також корисна для сезонних даних, оскільки включає останні спостережувані значення за той самий сезон як вхідні дані. Наприклад, модель NNAR(3,1,2)<sub>12</sub> має вхідні дані  $y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}$  та  $y_{t-12}$  і два нейрони у прихованому шарі. Загалом, модель NNAR(p,P,k)<sub>m</sub> має входи ( $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}, y_{t-m}, y_{t-2m}, \dots, y_{t-Pm}$ ) та k нейронів у прихованому шарі. Модель NNAR(p,P,0)<sub>m</sub> є аналогом моделі ARIMA(p,0,0)(P,0,0)<sub>m</sub>, але без обмежень на параметри, необхідні для забезпечення стаціонарності.

Функція NNETAR() використовується для підгонки моделі NNAR(p,P,k). Якщо p та P не вказані, вони підбираються автоматично. Для несезонних часових рядів за замовчуванням встановлюється оптимальна кількість лагів згідно з AIC для лінійної AR(p) моделі. Для сезонних часових рядів значенням за замовчуванням є P=1, а P вибирається з оптимальної лінійної моделі, підігнаної до скоригованих сезонних даних. Якщо k не визначено, воно округлюється до найближчого цілого числа і має значення  $k=(p+P+1)/2$ .

Для прогнозування мережа застосовується ітеративно, а історичні дані використовуються для прогнозування на один крок вперед. Для прогнозування на

два кроки вперед використовується однокроковий прогноз як вхідні дані разом з історичними даними. Ця процедура продовжується до тих пір, поки не будуть обчислені всі необхідні прогнози [42-44].

Для роботи з короткостроковим прогнозом ми обрали мову програмування R та середовище програмування Rstudio. Бібліотеки були обрані як і для довгострокового прогноз.

### 3.2 Збирання та підготовка даних для короткострокового прогнозування

При формуванні бази даних для прогнозування погодних умов виникли деякі труднощі у зв'язку з обмеженим доступом до даних, які можна було отримати від NOAA центру. Однією з основних проблем стало обмеження доступу до даних, які були доступні лише за 2010 рік, оскільки для короткострокового прогнозу треба було взяти погодинні дані. Для перевірки початкових даних та налагодження методології прогнозу було обрано місто Піттсбург. Цей вибір обумовлено його зручним розташуванням, великим покриттям метеорологічної станції на території та високою точністю отриманих даних, яка складала 100%.

Далі перед нами стояла задача вибору інших міст для прогнозування. Використовуючи дані з міста Піттсбург та відштовхуючись від того, що для короткострокового прогнозу ми опираємось на параметри швидкості та напрямку вітру. Аналізуючи напрям вітру у місті Піттсбург та середню швидкість, було визначено напрями звідки треба розглядати міста для поповнення нашої дослідницької бази, а саме з Північно-Східного, Східного та Південно-Східного напрямків.

Важливим аспектом вибору міст було обмеження щодо наявності метеорологічних станцій у більшості населених пунктів на момент 2010 року.

Оскільки важливо вибрати міста з покриттям 100%, ця проблема змусила обрати значно меншу кількість міст, ніж було заплановано з самого початку. Враховуючи динаміку вітру та середню швидкість найшвидшого вітру за 24 години, відстань між містами була обрана у межах 300-700 км.

Таким чином, було відібрані такі для аналізу міста: Олбані, Вашингтон, Нью Йорк, Філадельфія, Балтімор. Вони відповідали усім зазначеним умовам. Завершивши відбір міст, отримані дані були завантажені в середовище RStudio. Спочатку була проведена первинна обробка даних, для покращення роботи з ними, також було додано точну відстань від центру кожного міста до центру Піттсбургу, за допомогою пакету `geosphere()`. Також одиниці виміру були приведені до більш звичного та зручного для використання формату, таким чином за формулою (2.1) температура за Фаренгейтом була перерахована в температуру за Цельсієм, швидкість вітру з метрів за секунду були перераховані в кілометри на годину, за формулою:

$$V = V * 3.6, \quad (3.1)$$

де  $V$  – середня швидкість вітру.

Далі ми повинні відібрати окремо з якими будемо працювати, для прогнозування певного дня, періоду. Для цього за допомогою функцію обираємо всі дані, які підходять нашим умовам, в нашому випадку для літа ми маємо такі показники швидкості вітру та напрямку вітру, 30.96 км/год та 258 градусів. Умови виглядають так, в вибірку потраплять міста вітер яких через 24 години досягне нашого міста Піттсбург, похибка 50 км, та у яких напрям вітру буде знаходитись у межах між 248 та 268, відхилення взяли 10 градусів.

За таким принципом ми створюємо дві дослідницькі бази з якими будемо працювати та перевіряти наші гіпотези, одна обрана на основі літнього показника, приклад вище, а інша на основі осіннього. Будуємо корелограму, щоб побачити чи

немає в наших даних мультиколінеарності, бачимо дуже тісний зв'язок між показниками “Відстань до Піттсбургу” та “Середня швидкість вітру”, приберемо відстань для уникнення погіршення прогнозу. Тепер можемо приступати до нашого прогнозу за допомогою моделей ETS та NNAR. Основна задача це спрогнозувати середню температури на наступний день від тієї на основі якої ми створили базу даних.

### 3.3 Прогнозна модель Експоненціального згладжування (ETS)

Спочатку розрахуємо модель на загальному датасеті, який ми отримали, без відокремлення певного сезону. Проводимо аналіз даних за допомогою моделей ETS, які використовуються для прогнозування часових рядів з врахуванням помилки, тренду та сезонності. На першому кроці, створюються три різні конфігурації ETS-моделей: ANN (Additive Error, No Trend, No Seasonality), AAN (Additive Error, Additive Trend, No Seasonality) та AAdN (Additive Adaptive damped Neural Network)

Модель ANN передбачає, що помилка у часовому ряді є адитивною, тобто не залежить від інших факторів, таких як тренд чи сезонність.

Модель AAN враховує адитивну помилку і адитивний тренд, але не враховує сезонність.

Модель AAdN враховує адитивну помилку, адитивний тренд і декілька сезонних компонентів.

Далі кожна з цих моделей використовується для прогнозування тестової вибірки, і отримані прогнози порівнюються з фактичними значеннями та оцінюються за допомогою трьох метрик точності: MAE (Mean Absolute Error), ME

(Mean Error) та RMSE (Root Mean Squared Error). При порівнянні точності ми отримали такі результати (рис. 3.1).

|   | Type  | MAE      | ME       | RMSE     |
|---|-------|----------|----------|----------|
| 1 | AAN   | 18.15541 | 18.15541 | 18.85512 |
| 2 | ANN   | 18.02467 | 18.02467 | 18.72152 |
| 3 | AAAdN | 18.15541 | 18.15541 | 18.85512 |

Рисунок 3.1 - Порівняння точностей на усьому датасеті (літо)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Ми отримали досить великі похибки відносно реальних даних, скоріше за все це пов'язано з тим, що в датасеті присутні також дані, які задовільнили умову поза межами літнього сезону. Тобто такий результат зумовлений тим, що ми маємо від'ємні значення з зимнього сезону і це призводить до такої великої похибки.

Спробуємо зменшити датасет лише до літнього сезону та розрахуємо модель з прогнозом ще раз. Точність має покращитись суттєво.

Обираємо дані, які відповідають лише літньому сезону, тобто між червнем та серпнем. Перераховуємо використовуючи ті самі конфігурації ETS моделі, отримаємо такий результат (рис. 3.2).

|   | Type  | MAE       | ME        | RMSE      |
|---|-------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | AAN   | 1.0078960 | 1.0078960 | 1.1447240 |
| 2 | ANN   | 0.6830194 | 0.6830194 | 0.7937238 |
| 3 | AAAdN | 1.0078960 | 1.0078960 | 1.1447240 |

Рисунок 3.2 - Порівняння точностей на датасеті за літній сезон

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Бачимо, що зменшення вибірки до літнього періоду значно покращила результати, для всіх трьох моделей ми отримали близькі до реальних значення. Наведемо результат на рис. 3.3, щоб оцінити як повела себе кожна модель. Порівнюючи результати отримані на графіку та наші точності можна сказати, що прогноз за допомогою "AAN" та "AAAdN" моделей, збігається.

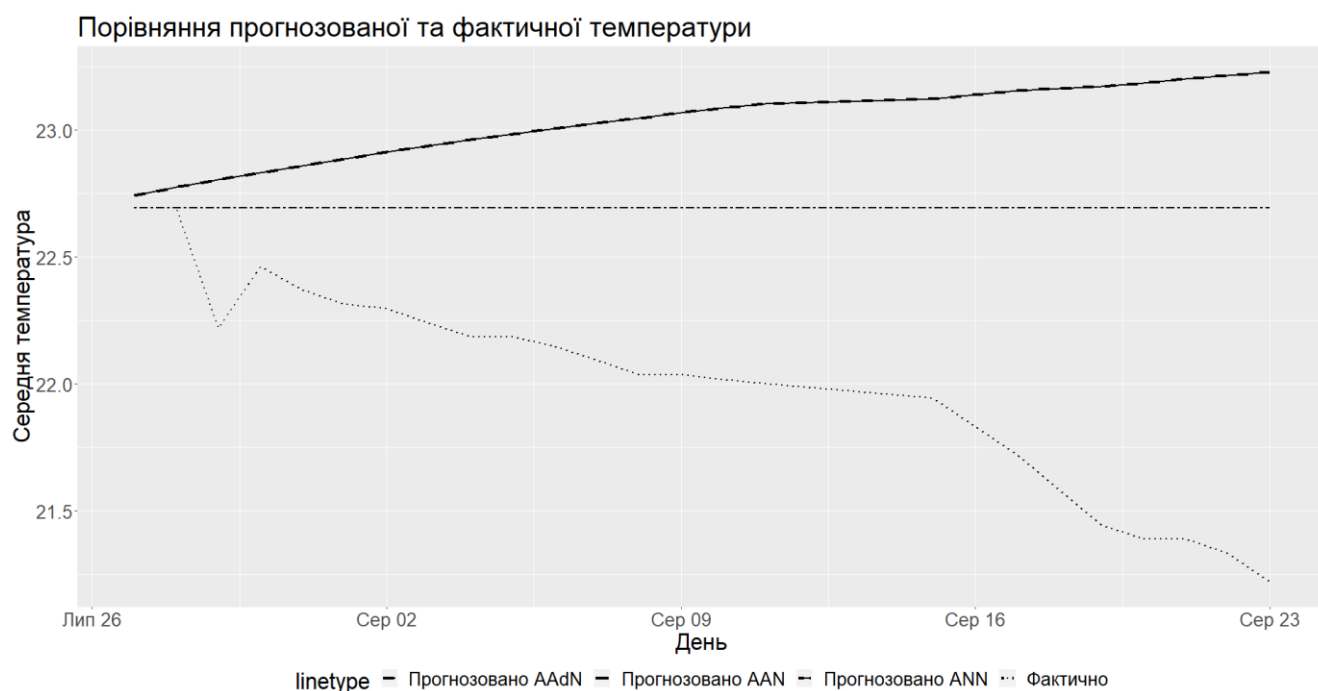


Рисунок 3.3 - Порівняння прогнозованої за всіма моделями та фактичної температури (літо)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

А ось прогноз з використанням моделі “ANN”, хоч і має найкращі показники точності, але з графіку ми бачимо, що це через те, що він на весь період спрогнозував одне значення, в той час як інші моделі прогнозували збільшення температури.

Такий результат у цієї моделі міг з’явитися через те, що вона не адаптується по ходу прогнозування, як наприклад інші використані нами моделі, і вимагає для себе більшу кількість вхідних даних для покращення точності та зміни прогнозу для певного періоду.

Загалом інші дві моделі показали досить непоганий результат, оскільки похибка в 1 градус не дуже значна.

Далі спробуємо на основі отриманих даних зробимо прогноз вже на один конкретний день, для цього використаємо “AAN” або “AAdN”. В даному випадку використаємо модель “AAdN” для прогнозування погоди на таке число “2010-08-11”. Після створення моделі, візьмемо і одразу порівняємо з

реальним значенням, оскільки в результаті прогнозу ми отримали один показник (рис 3.4).

|   | Date_day   | Avg_Temp | Avg_Temp_predicted |
|---|------------|----------|--------------------|
| 1 | 2010-08-11 | 22       | 21.98698           |

Рисунок 3.4 - Результат точкового прогнозу для літа

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

В результаті ми отримали майже таке саме значення яке ми маємо в реальних даних. Це досить гарний результат оскільки з самого початку, була підозра, що через не достачу даних отримані прогнози будуть показувати дуже низьку точність. Спробуємо перевірити ще на осінньому сезоні, можливо там ми отримаємо зовсім інші значення, які будуть відрізнятися від отриманих при прогнозі на літній період.

Розраховуємо за такою самою методикою як і для даних за літо, створюємо три наші конфігурації: "ANN" (Additive Error, No Trend, No Seasonality), "AAN" (Additive Error, Additive Trend, No Seasonality) та AAdN(Additive Adaptive damped Neural Network). Розрахуємо та виведемо точності для всіх даних(рис. 3.5), без виділення осіннього сезону окремо.

|   | Type | MAE      | ME       | RMSE     |
|---|------|----------|----------|----------|
| 1 | AAN  | 2.332572 | 2.332572 | 4.797211 |
| 2 | ANN  | 2.764863 | 2.764863 | 5.125384 |
| 3 | AAdN | 2.333379 | 2.333379 | 4.797798 |

Рисунок 3.5 - Порівняння точностей на усьому датасеті (осінь)

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Отримані результати значно відрізняються від тих, що ми отримали для минулих даних(рис. 3.1), це через те, що датасет зібраний на основі параметрів осені. Тому більшість даних, яка туди потрапила має менший розмах температур,

що призводить до того, що різниця між іншими даними, навіть при присутності спостережень з зимнього періоду, не виходить такою великою.

Спробуємо підтвердити наш минулий експеримент зі зменшенням усього датасету до певного періоду, в даний момент візьмемо осінній період, з початку вересня і до кінця листопада. Розраховуємо моделі та робимо прогноз, перевіримо точності(рис. 3.6.)

|   | Type | MAE       | ME        | RMSE      |
|---|------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | AAN  | 0.7494465 | 0.7494465 | 0.8490595 |
| 2 | ANN  | 0.9448972 | 0.9448972 | 1.0746894 |
| 3 | AAdN | 0.7494465 | 0.7494465 | 0.8490595 |

Рисунок 3.6 - Порівняння точностей на датасеті за осінній сезон

*Джерело: складено автором на основі даних [1]*

Для окремого сезону ми отримали також покращення результату, тобто минулий результат (рис. 3.2) не був випадковістю, але в цей раз найкращими моделями виявились “AAN” та ”AAdN”. Виведемо на графік для порівняння отриманих результатів (рис. 3.7). Модель “ANN” знову спрогнозувала одне і те саме значення на цілий період, причина знову в тому, що невелика кількість даних, якщо збільшити датасет, то ця модель буде показувати кращий результат. “AAN” та “AAdN” спрогнозували однакові показники, тобто можна зробити висновок на основі прогнозу за літо(рис 3.3) та за осінь, що для наших даних ці дві конфігурації моделі будуть найкращими, оскільки на наших даних працюють вони однаково. Бачимо, що модель прогнозує помірне зниження температури у порівнянні з тим, що було фактично.

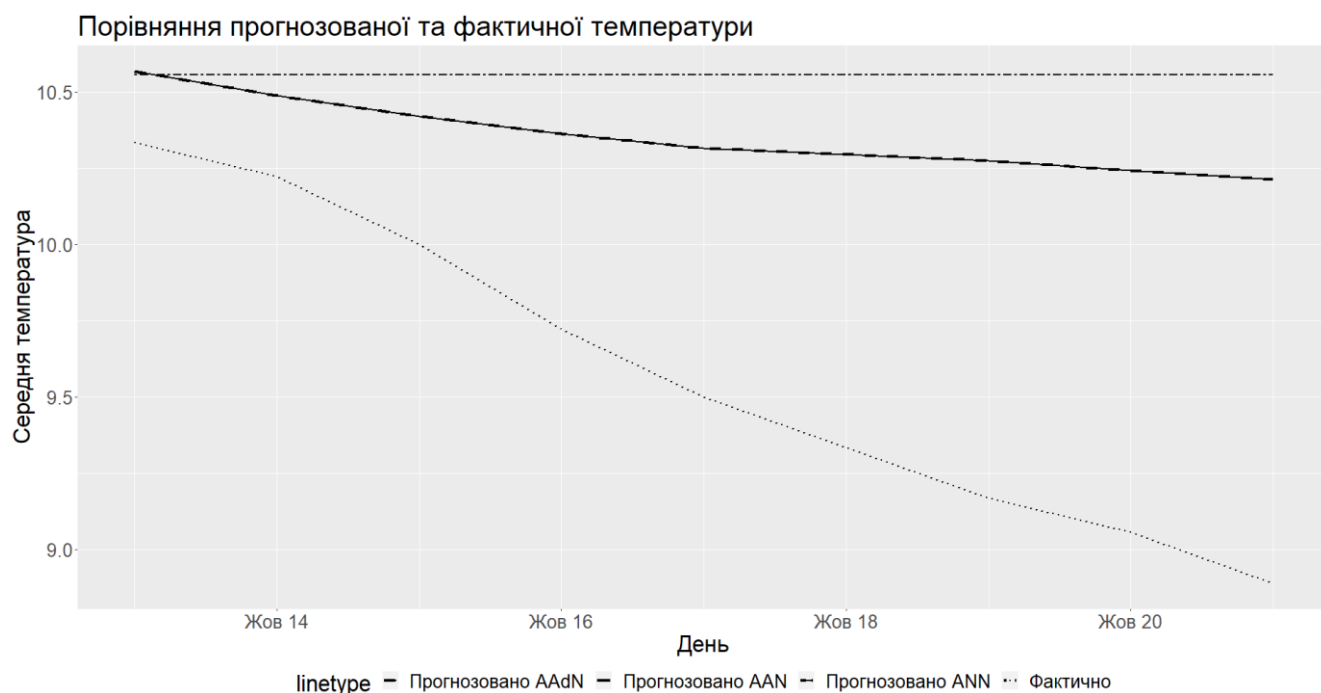


Рисунок 3.7 - Порівняння прогнозованої за всіма моделями та фактичної температури (осінь)

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Цього разу оберемо модель “AAN” для розрахунку точкового прогнозу, спробуємо спрогнозувати середню погоду на “2010-10-13” число, також відразу порівняємо з фактичними даними (рис. 3.8).

|   | Date_day   | Avg_Temp | Avg_Temp_predicted |
|---|------------|----------|--------------------|
| 1 | 2010-10-13 | 10.333   | 10.5676            |

Рисунок 3.8 - Результат точкового прогнозу для осені

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Для осені отримуємо досить гарний прогноз, похибка лише в 0.2 градуси, що можна вважати досить низьким показником.

На основі отриманих результатів для датасету за літо та за осінь, можна зробити такі висновки, що незважаючи на низьку кількість даних, через неможливість поповнення датасету з офіційного ресурсу, ми отримали досить

непогані результати прогнозів, та точностей наших трьох типів моделі ETS. Але також з цього випливає те, що через невелику кількість даних, прогноз більше, ніж на день давав погані показники, і чим далі тим точність зменшувалась.

Тому для покращення прогнозування наприклад на тиждень вперед, потрібно мати більшу кількість даних, бажано за декілька років, щоб моделі також оцінювали параметр сезонності і могли краще спрогнозувати результати для більшого періоду. Оскільки модель ETS має великий набір конфігурації, то при збільшенні датасету для покращення точності, можна порівняти більшу кількість комбінацій моделі, це теж покращить прогноз.

### 3.4 Нейромережева модель авторегресії (NNAR)

Далі ми повинні побудувати модель NNAR для наших даних, але є вірогідність того, що наша модель буде перенавчена, оскільки для нейромереж потрібно більша кількість даних ніж, та яка наявна в нашій дослідницькій базі. Це може призвести до перенавчання [45]. Спробуємо побудувати нейронну мережу на усьому датасеті даних, та подивимось результат на рис. 3.9. Бачимо, що прогноз виглядає максимально не стабільним та досить стрімким, схоже на те, що це наслідки перенавчання через невелику кількість даних. Зміна кількості ітерацій та зміна кількості шарів не допомогли покращити результат моделі. В більшості випадків ми отримували такий самий результат, як показано на рис. 3.9.

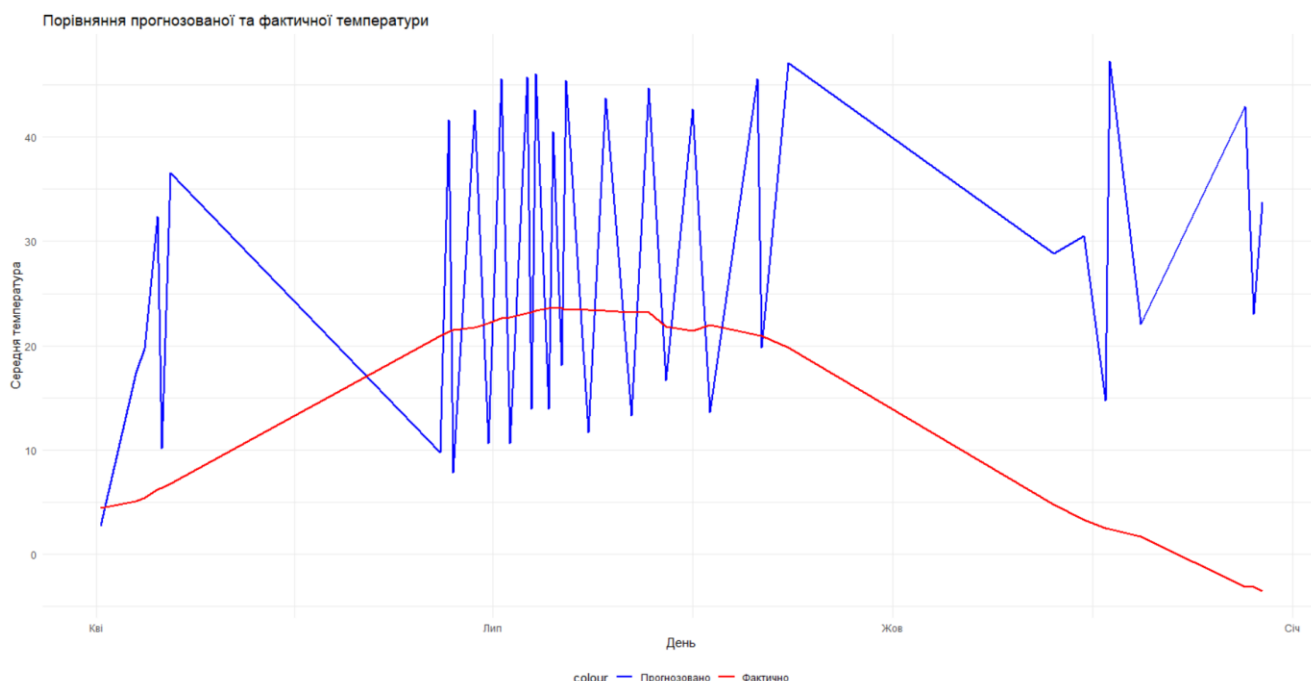


Рисунок 3.9 - Результат прогнозування за допомогою нейромереж

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Подивимось ще точності моделі (рис. 3.10).

```
> print(accuracy_summar)
# A tibble: 2 x 4
  Type      ME  RMSE  MAE
<chr>    <dbl> <dbl> <dbl>
1 Training -0.00692  5.61  3.80
2 NNAR Summer 12.6    21.2  18.4
> forecast_values <- data.frame(forecast_values)
```

Рисунок 3.10 - Оцінка точності моделі нейромереж

Джерело: складено автором на основі даних [1]

Отримали дуже погані показники середніх похибок, по графіку теж видно великий розкид прогнозованих значень. ME (середня помилка) практично близька до нуля, що вказує на те, що середня величина помилки на тренувальних даних невелика. RMSE (коренева середня квадратична помилка) та MAE (середня абсолютна помилка) досить великі, що може вказувати на те, що модель не дуже точно відтворює реальні дані. ME позитивна і велика, що свідчить про те, що

модель схильна надто завищувати прогнози. RMSE та MAE також великі, що підтверджує низьку точність моделі на нових, тестових даних.

Високий рівень точності на тренувальних даних, а також суттєве збільшення помилок на тестових даних (NNAR Summer), може свідчити про перенавчання моделі. Можливо, модель добре пристосована до наявних даних, але не може ефективно узагальнити для нових умов.

Також була виконана спроба змінити кількість прихованих шарів в параметрі моделі, але модель була отримана майже така сама, з великою кількістю випадкових значень, які не відповідають дійсності.

Враховуючи ці аспекти, можна зробити висновок, що модель nnetar не є оптимальним варіантом для прогнозування в даному випадку через велику помилку на тестових даних та можливе перенавчання. Тому для задачі прогнозування на короткостроковий період, краще буде використовувати модель ETS для часових рядів. Ми маємо ще дані для інших періодів, але вважаю, що якщо ми отримали можливе перенавчання на найбільшій кількості даних, що в нас є, то зменшення обсягу даних результат не покращить.

### 3.5 Рекомендації щодо покращення моделей та якості короткострокового та довгострокового прогнозування

Після отримання певних результатів використання наших моделей для короткого та довгого періодів ми можемо надати певні рекомендації для подальшого використання або покращення прогнозування, оскільки покращення отриманих моделей надасть можливість отримувати кращі прогнози, що в свою чергу забезпечить можливість оцінити вплив на енергетичну та продовольчу безпеку на основі отриманих результатів. Для покращення якості, як на короткостроковий так і на довгостроковий періоди, треба збільшити кількість

спостережень які ми обираємо при створенні дослідницької бази. Іншим важливим покращенням може бути включення зовнішніх змінних або застосування методологій прогнозування на основі сценаріїв для того, щоб допомогти у вирішенні проблеми невизначеності. Однак такі заходи не можуть забезпечити повної точності, коли ми стикаємося з екстремальними подіями. Тому дуже важливо оцінити ці фактори та їхній потенційний вплив на очікувані результати і враховувати це в майбутніх розрахунках [46]. Також для покращення результатів можна спробувати використати інші моделі та підходи, які теж підходять для певного прогнозування. Наприклад рекомендації щодо методів прогнозування на довгостроковий період:

- Prophet - це метод прогнозування даних часових рядів за допомогою адитивної моделі, яка відповідає нелінійним трендам з річною, тижневою та денною сезонністю, а також враховує святкові ефекти. Він найбільш ефективний при застосуванні до часових рядів з яскраво вираженими сезонними характеристиками та декількома сезонами історичних даних. Prophet може протистояти відсутнім даним і змінам у трендах, і зазвичай добре справляється з викидами [47];

- Градієнтні машини (Gradient boosted machines, GBM) - це дуже популярний алгоритм машинного навчання, який довів свою ефективність у багатьох галузях і відомий своїми показниками у змаганнях Kaggle. На відміну від випадкових лісів, які створюють ансамбль глибоких незалежних дерев, GBM об'єднують неглибокі та слабкі дерева послідовно, причому кожне дерево покращує попереднє. У поєднанні численні слабкі послідовні дерева створюють впливовий "комітет", який часто важко перевершити за допомогою альтернативних алгоритмів [48];

- SARIMAX – покращена версія SARIMA моделі, X, доданий в кінці, означає "екзогенна". Це означає додавання зовнішньої змінної для вимірювання нашої ендогенної змінної. "X" для нас в моделі може представляти будь-яку змінну,

що нас цікавить. Це може бути показник, що змінюється в часі, наприклад, рівень інфляції або ціна окремого індексу. Крім того, це може бути категоріальна змінна, яка розділяє дні тижня, або булева змінна, яка враховує особливі святкові періоди. Нарешті, це може бути комбінація різних зовнішніх факторів. Концепція полягає в тому, що будь-яка інша змінна (змінні), яка може впливати на ціни, може бути розглянута за умови, що у нас є доступні дані [49].

Для покращення короткострокового прогнозу можна спробувати використати більше комбінацій для ETS моделі, але вже після збільшення кількості спостережень, і потім порівняти та обрати найкращу, яка підійде до певних даних та моделі. Також оскільки Нейромережева авторегресійна модель показала не дуже задовільні результати можна спробувати обрати іншу нейромережу для використання в прогнозуванні:

- Long Short-Term Memory (LSTM) - це нейронні мережі з глибоким навчанням, які дозволяють зберігати інформацію. Вони є особливим типом рекурентних нейронних мереж, здатних вирішувати проблему зникаючого градієнта, з якою стикаються RNN(Recurrent Neural Network.) LSTM був розроблений Хохрайтером і Шмідхубером для вирішення труднощів, пов'язаних зі звичайними RNN та алгоритмами машинного навчання. Наприклад, під час перегляду відео ви згадуєте попередню сцену; читаючи книгу, ви засвоюєте попередню інформацію з попередніх розділів. Так само і RNN запам'ятовують попередню інформацію, щоб обробити поточні вхідні дані. Однак у RNN є недолік – вони не можуть зберігати довгострокові залежності через зникаючий градієнт. LSTM навмисно розроблені для подолання та уникнення проблем з довготривалою залежністю [50];

- GRU – це Gated Recurrent Unit, який є різновидом архітектури рекурентної нейронної мережі (RNN), що має схожість з Long Short-Term Memory (LSTM). Як LSTM, так і GRU слугують для моделювання послідовних даних шляхом вибіркового збереження або відкидання інформації протягом певного

періоду часу. Тим не менш, GRU має більш компактну структуру, ніж LSTM, і вимагає менше параметрів, що робить його менш вимогливим при навчанні і більш ефективним в обчислювальному плані. Основна відмінність між GRU і LSTM полягає в тому, як вони обробляють стан комірки пам'яті. В LSTM стан комірки пам'яті зберігається окремо від прихованого шару і оновлюється за допомогою трьох вентилів: the input gate, output gate, and forget gate. Для порівняння, в GRU стан комірки пам'яті замінюється "вектором активації кандидата", який оновлюється через два вентиля: the reset gate and update gate [51].

Також можна підкреслити наявність певних перспектив для розвитку у цьому напрямку. Оскільки ми отримали непоганий результат навіть на таких даних які в нас були, також ми обирали тільки один певний напрямок звідки робити прогноз для міста. Тобто модель та відбір даних для неї можна модифікувати, обравши більше міст, збільшити частоту через скільки брати місто, з якої сторони світу брати. Можна додатково додати параметри опадів, проаналізувати наскільки опади впливають на прогнозування погоди, чи взагалі не дають ніякого результату.

В найкращому варіанті для прогнозування за нашим методом можна взяти певне місто, і навколо в радіусі 1000 кілометрів обрати міста, кожних 50 км ми будемо обирати міста з найкращим покриттям даних. Потім на основі цієї бази можна буде побудувати і ті моделі, які ми робили, SARIMA, ETS, NNAR, а також ті, що були вказані вище. Наприклад для такого повноцінного датасету, Нейромережі матимуть кращі показники ніж звичайні моделі, оскільки нейромережа буде начатися і брати до уваги велику кількість змінних. Цей підхід буде зручним рішенням для виробничих підприємств, які хочуть мати інструменти для прогнозування погодних умов в місці розташування виробничих потужностей, для того, щоб складати плани чи здійснювати розрахунки для використання у своїх задачах.

## ВИСНОВКИ

В даній кваліфікаційній роботі були розроблені методологічні положення та комплекс математичних моделей короткострокового та довгострокового прогнозування погоди, створено ефективний та точний інструмент прогнозування, зосереджений на параметрах напрямку та швидкості вітру. Проведене дослідження дало змогу сформулювати такі висновки:

1. Дослідження важливості прогнозування в контексті енергетичної та продовольчої безпеки дозволило дійти висновку, що точні та надійні прогнози погоди відіграють критичну роль у забезпеченні стійкості та ефективності обох секторів. Передбачення погоди сприяють оптимізації виробництва та постачання енергії та продуктів харчування, дозволяючи учасникам цих галузей приймати обґрунтовані рішення щодо виробництва, логістики та ресурсного планування. Передбачення погоди також визначає реакцію на можливі кризові ситуації, такі як природні лиха чи екстремальні погодні умови, що можуть впливати на інфраструктуру, виробництво енергії та урожайність.

Забезпечуючи передбачувальну інформацію, прогнози погоди допомагають зменшити можливі негативні наслідки для енергетичних систем та продовольчого ланцюга. В цілому, глибоке розуміння погодних умов та їх взаємозв'язку з енергетикою та продовольством визначає стратегічне планування, розвиток стійких інфраструктурних рішень та ефективність господарювання, що є ключовими факторами для забезпечення енергетичної та продовольчої безпеки.

2. Проведений аналіз підходів до прогнозування впливу погодних умов на енергетичну, продовольчу та економічну безпеку надав інформацію про те, що прогнозування потребує значний об'єм ресурсів та інформації, оскільки точність є одною з найважливіших характеристик прогнозу. Це зумовило необхідність розробки нових підходів до прогнозування для отримання точних прогнозів без

використання надмірно складних методів моделювання. На відміну від альтернативних підходів, наші моделі не потребуватимуть великої кількості ресурсів та будуть використовувати відносно прості методи для знаходження прихованих закономірностей. Розробка методів прогнозування, які забезпечують високу точність за менший обсяг ресурсів, може позитивно вплинути на енергетичну, продовольчу та економічну безпеку.

3. Дослідження математичного інструментарію надало можливість обрати методи, які краще підходять для поставленої задачі та систематично демонструють кращий результат. Обраний інструментарій дозволяє створити моделі прогнозування на основі історичних даних з урахуванням додаткових параметрів, зокрема напряму і швидкості вітру.

4. Побудовано модель довгострокового прогнозування погоди у обраному програмному середовищі та проведений аналіз точності на основі реальних даних. Спочатку було розроблено модель SARIMA на основі зібраної бази даних, яка продемонструвала досить високу точність, що обумовлено декількома факторами:

- SARIMA включає в себе авторегресійні, інтегровані та ковзні середні компоненти, що дозволяє моделі адаптуватися до трендів у даних та враховувати сезонні коливання;
- в нашій задачі ми для моделі надали досить великий об'єм інформації, який дозволив їй на основі цих змінних виявити закономірності на історичних даних;
- завдяки тому, що ми для прогнозування погоди використали не звичайну ARIMA модель, а SARIMA, це підвищило точність моделювання, оскільки вона включає в себе сезонну компоненту, що допомагає пристосуватися до змін, які можуть повторюватись в певні періоди часу, такі як пори року.

Отриману модель використано для довгострокового прогнозування на основі тижневих даних. На даних по тижнях модель показала себе добре, але розраховане середнє значення мало майже такі самі показники точності прогнозу,

як для середньої максимальної температури так і для середньої мінімальної температури.

Прийнято рішення зробити прогноз на основі місячних даних та перевірити чи покращиться він. В результаті ми отримали, те, що для середньої максимальної температури показники точності для розрахованого середнього були кращими, ніж при використанні SARIMA моделі, але для середньої мінімальної температури показники були трохи гіршими. Прогнозування погоди за допомогою моделі SARIMA на періоді в 5 років виявилось приблизно на одному рівні з середніми показниками за цей часовий проміжок. Отримані нами результати підкреслюють доцільність використання середніх значень при подібних умовах задачі прогнозування, які базуються на історичних даних.

Важливо відзначити, що жодна з моделей не змогла точно передбачити початок року, це свідчить про складність прогнозування для періодів з аномальними значеннями, коли аналіз історичних даних та врахування сезонності можуть викликати неточності в прогнозах. В кінці ми спробували зробити прогноз на 3 роки, щоб перевірити тенденцію, і чи покращиться точність прогнозування, оскільки ми також збільшили період до 15 років.

В результаті ми отримали показники точності дуже близькі до тих, що в нас були при прогнозуванні на основі 5 років. Тому ми дійшли висновку, що для прогнозування даних на рік вперед, можна брати як і середнє розраховане на основі історичних даних, так і SARIMA модель, але краще будувати її використовуючи місячні дані. Для прогнозування на період більше ніж 1 рік, доцільним буде використати нашу модель, оскільки вона добре налаштовується та аналізує патерни і поведінку температури на основі історичних даних.

5. Створена база та попередня обробка даних дозволили використати певні моделі на основі зібраних даних. В результаті збору даних ми зібрали невелику базу даних, але за допомогою попередньої обробки підготували їх для покращення прогнозування на існуючих даних.

6. Було розроблено комплекс моделей для короткострокового прогнозування погоди у обраному програмному середовищі та проведений аналіз точності на основі реальних даних. Незважаючи на те, що ми не змогли зібрати достатньо велику базу даних для використання її в короткостроковому прогнозі, було вирішено спробувати застосувати на наших даних ETS модель. Після проведення роботи з обробки даних ми побудували модель ETS трьох типів: "ANN" (Additive Error, No Trend, No Seasonality), "AAN" (Additive Error, Additive Trend, No Seasonality) та AAdN(Additive Adaptive damped Neural Network).

Спочатку вони були використані без урахування сезону, тобто використовувався весь набір даних, який задовольнив наші критерії при відборі. На цих даних ми отримали значну середню похибку, біля 18. Потім зменшили нашу вибірку до певного сезону та перерахували модель, та отримали похибки від 0.69-1, в залежності від типу ETS моделі. Порівнявши типи моделей ми обрали "AAdN" для використання в точковому прогнозі. В кінцевому результаті ми отримали точковий прогноз майже такий самий як фактичне значення, різниця була 0.02 градуси. Але для впевненості в роботі моделі ми вирішили зробити прогноз для іншого періоду, можливо це був одноразовий випадок.

Для даних на осінь ми також отримали кращі показники на датасеті з обраним сезоном, та гірші на повному датасеті. Для точкового прогнозу вже була обрана модель ETS типу "AAN". Точковий прогноз знову виявився дуже точним, в цей раз помилка була 0.2 градуси. Навіть при невеликій кількості даних ETS модель змогла в цілому зробити правильний прогноз та побудувати досить точну модель, хоча з типом "ANN" виникли певні проблеми через нестачу даних, модель завжди повертала однакові значення для всього періоду.

ETS модель надала такий точний прогноз, оскільки вона може бути ефективною для таких типів прогнозів, через те, що враховує не тільки історичні дані та закономірності які в них були, а й поточний тренд та сезонність в даних які

були передані в модель, також враховує випадкові помилки та коливання, що могло допомогти при пропуску даних або їх нестачі.

Остання модель, яку ми хотіли перевірити це була модель NNAR (Neural Network Autoregressive Model). Після побудови першої моделі та оцінки прогнозів було підмічено, що скоріше за все наша модель перенавчається. Оскільки розмах між прогнозованими даними був великий, набагато вища точність на навчальних даних, ніж на тестових. Після декількох експериментів було зрозуміло, що ця модель не підходить для такої кількості даних. Нашої створеної дослідницької бази не вистачає для використання цієї моделі в цілях короткострокового прогнозування.

7. Проаналізувавши наші результати, ми дійшли таких висновків:

- Отримавши майже 100% точність короткострокового прогнозу на 1 день за допомогою Експоненційного згладжування можна сказати, що модель добре підійшла для поставленої задачі та за допомогою параметрів швидкості та напрямку вітру був отриманий такий точний результат. Проте точність нашого прогнозу з кожним днем досить сильно зменшується. Покращення точності короткострокового прогнозу на декілька днів може позитивно впливати на енергетичну та продовольчу безпеку.

- Після створення моделі та прогнозування на довгостроковий період за допомогою SARIMA моделі ми отримали непогані результати, які незначною мірою відхиляються від реальних значень. Але при проведенні аналізу був використаний інший метод, де ми підраховали середнє значення, на основі нашого обраного періоду даних для прогнозування, яке показує майже такі результати як і наша модель. Головна проблема нашої моделі, та середнього це те, що вони не можуть враховувати фактор екстремальних чи аномальних умов, наприклад в нашій роботі був такий випадок, де січень 2023 року мав найвищі значення температури за останні 30 років, таку поведінку складно спрогнозувати. На основі отриманих результатів можна сказати, що для довгострокового прогнозування не

обов'язково будувати SARIMA модель, оскільки набагато простіше та доцільніше буде розрахувати середні значення для обраного періоду.

8. Були надані певні рекомендації щодо покращення створення моделей для короткострокового та довгострокового періодів. Наведені поради для покращення точності майбутніх прогнозів. Також розглянули можливі перспективи розвитку отриманих моделей у подальшому використанні в прогнозуванні.

При обмеженості доступу до баз даних з детальною інформацією щодо погодних умов, було сформовано релевантну вибірку щодо температур, напрямку та швидкості вітру тощо з метеорологічних станцій в певному регіоні, що дозволило побудувати досить точні прогнозні моделі. Створений комплекс моделей для прогнозування погоди продемонстрував високу ефективність, уникнувши використання великої кількості змінних.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Meteorologists use to forecast the weather. NOAA. URL: <https://www.noaa.gov/stories/6-tools-our-meteorologists-use-to-forecast-weather>.
2. U.S. greenhouse gas inventory report: 1990-2014 | Greenhouse gas (GHG) emissions | US EPA. United States Environmental Protection Agency | US EPA. URL: [https://19january2017snapshot.epa.gov/ghgemissions/us-greenhouse-gas-inventory-report-1990-2014\\_.html](https://19january2017snapshot.epa.gov/ghgemissions/us-greenhouse-gas-inventory-report-1990-2014_.html).
3. Wilbanks T.J V. Bhatt D.E Bilello S.R Bull J.Ekmann W.C Horak. *Effects of Climate Change on Energy Production and Use in the United States*. Washington, DC, USA, 2008. P. 1–96. URL: <https://downloads.globalchange.gov/sap/sap4-5/sap4-5-final-all.pdf>.
4. Chapter 4 energy supply and use. *Climate change impacts in the United States*. 2014. Vol.4. P. 113–129. URL: [https://nca2014.globalchange.gov/downloads/low/NCA3\\_Full\\_Report\\_04\\_Energy\\_Supply\\_and\\_Use\\_LowRes.pdf](https://nca2014.globalchange.gov/downloads/low/NCA3_Full_Report_04_Energy_Supply_and_Use_LowRes.pdf).
5. Thomas R. Karl. 5. Climate Change Impacts by Sectors: Energy Supply and Use. *Global Climate Change Impacts in the United States*. 2009. URL: <https://downloads.globalchange.gov/usimpacts/pdfs/climate-impacts-report.pdf>.
6. Units and calculators explained. U.S. Energy Information Administration. URL: <https://www.eia.gov/energyexplained/units-and-calculators/degree-days.php>.
7. Grotjahn R. Chapter 6 Agriculture. *Climate Change Impacts in the United States*. 2014. Vol.6. URL: [https://nca2014.globalchange.gov/downloads/low/NCA3\\_Full\\_Report\\_06\\_Agriculture\\_LowRes.pdf](https://nca2014.globalchange.gov/downloads/low/NCA3_Full_Report_06_Agriculture_LowRes.pdf).
8. J.S Boyer. The U.S. drought of 2012 in perspective: A call to action. *Global Food Security*. 2013. Vol.3, Iss. 2. P. 139-143 URL: [https://www.researchgate.net/publication/259171684\\_The\\_US\\_drought\\_of\\_2012\\_in\\_perspective\\_A\\_call\\_to\\_action](https://www.researchgate.net/publication/259171684_The_US_drought_of_2012_in_perspective_A_call_to_action).

9. Ray D., Ramankutty N., Mueller. Recent patterns of crop yield growth and stagnation. *Nature Communications*. 2012. Vol.3, Iss.1293. URL:<https://doi.org/10.1038/ncomms2296>
10. Rodomiro O. Wheat genetic resources enhancement by the International Maize and Wheat Improvement Center. *Genetic Resources and Crop Evolution*. 2008. Vol.55. P. 1095-1140. URL: [10.1007/s10722-008-9372-4](https://doi.org/10.1007/s10722-008-9372-4).
11. Molly E. Brown. Food Security Under Climate Change. *Science*. 2008. Vol.319, Iss.5963. URL: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.1154102>.
12. Pielke R.A Landsea C.W. Normalized hurricane damages in the United States: 1925–95. *Weather Forecast*. 1998. Vol.13, Iss.3. P. 621–631.
13. Changnon S. Change Part B: Environ. Hazards 5. Present and future economic impacts of climate extremes in the United States. *Glob. Environ*. 2003. Vol.5, Iss.3-4. P. 47–50.
14. Hallegatte S. The use of synthetic hurricane tracks in risk analysis and climate change damage assessment. *J. Appl. Meteorol. Climatol*. 2007. Vol.46, Iss.11. P. 1956–1966.
15. Pielke R.A. Future economic damage from tropical cyclones: sensitivities to societal and climate changes. *Philos. Trans. R. Soc. A*. 2007. Vol. 365, Iss.1860. P. 2717–2729.
16. Kunkel K.E., Pielke R.A., Changnon S.A. Temporal fluctuations in weather and climate extremes that cause economic and human health impacts: a review. *Bull. Am. Meteorol. Soc*. 1999. Vol.80, Iss.6 P. 1077–1098.
17. Deschenes O., Moretti, E. Extreme Weather Events, Mortality, and Migration. *The Rev. Econ. Stat*. 2009. Vol.91, Iss.4 P. 659–681.
18. Adger W.N. Social Vulnerability to Climate Change and Extremes in Coastal Vietnam. *World Dev*. 1999. Vol.27, Iss.2. P. 249–269.
19. Ahmed A.S., Diffenbaugh, S.N, Hertel, W.T. Climate volatility deepens poverty vulnerability in developing countries. *Environ. Res. Lett*. 2009. Vol.4, Iss.3. P. 8.

20. Mechler R., Hochrainer S., Aaheim A., et al. Modelling economic impacts and adaptation to extreme events: insights from European case studies. *Mitig. Adapt. Strateg. Glob. Change*. 2010. Vol.15, Iss.7. P. 737–762.
21. Nelson G.C., Rosegrant M.W., Palazzo A., et al. Food security, Farming, and Climate Change to 2050: Scenarios, Results, Policy Options. *IFPRI Research Monograph*. IFPRI, Washington DC. 2010. P. 131.
22. Thornton D., Cramer L., Loboguerrero A.M., Campbell B. Agriculture in a changing climate: Keeping our cool in the face of the hothouse, *Outlook on Agriculture*. 2018. Vol.47, Iss.4 P. 283–290 URL: <https://doi.org/10.1177/0030727018815332>
23. Akshit S.. Temperatures in India could rise by 4.4°C by 2100. DownToEarth. 2020. URL: <https://www.downtoearth.org.in/news/climate-change/temperatures-in-india-could-rise-by-4-4-c-by-2100-says-govt-report-71797>.
24. Doronin A. V. The current state of the grain market in Ukraine. *Research Papers of the Institute of Bioenergy Crops and Sugar Beets*. 2014. Vol.21, Iss.13. P. 270–276.
25. Stulec I., Bakovic T., Hruska D. Weather risk management in energy sector. *Annals & Proceedings of DAAAM International Symposium*. 2012. Vol.13, Iss.4 P. 89–94
26. Staffell I., Pfenninger S. The increasing impact of weather on electricity supply and demand. *Energy*. 2018. Vol.145, Iss.15 P. 65–78. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.12.051>
27. Пандемія, війни та екстремальна погода підкреслюють необхідність захисту продовольчих систем. Corteva. URL: <https://www.corteva.com.ua/news-and-events/GFSI-2022.html>.
28. Giorgi F.M., Ceraolo C., Mercatelli D. The R Language: An Engine for Bioinformatics and Data Science. *Life*. Vol.12, Iss.5. 2022. P. 648. URL: <https://doi.org/10.3390/life12050648>

29. Tippmann S. Programming tools: Adventures with R. Nature. 2014. URL: <https://www.nature.com/articles/517109a>.
30. TIOBE Index. TIOBE. URL: <https://www.tiobe.com/tiobe-index/>.
31. TIOBE INDEX. The R Programming Language. TIOBE. URL: <https://www.tiobe.com/tiobe-index/r/>.
32. Climate Data Online Search. NOAA. URL: <https://www.ncei.noaa.gov/cdo-web/search>.
33. Earo W. Introduction to tsibble. CRAN. URL: <https://cran.rstudio.com/web/packages/tsibble/vignettes/intro-tsibble.html>.
34. R dplyr Tutorial. R Programming. URL: <https://sparkbyexamples.com/r-programming/r-dplyr-tutorial-learn-with-examples/>.
35. Hyndman R. Forecast. URL: <https://pkg.robjhyndman.com/forecast/>.
36. Robert J. Hijmans. Geosphere. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/geosphere/geosphere.pdf>.
37. Dates and times made easy with lubridate. Lubridate. URL: <https://lubridate.tidyverse.org/reference/lubridate-package.html>.
38. Wickham H. ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis. Ggplot2. URL: <https://ggplot2-book.org/introduction>.
39. Navarro A. Weather News. AccuWeather. URL: <https://www.accuweather.com/en/weather-news/january-2023-warmest-on-record-for-new-york-city/1478251>.
40. Rob J. Hyndman. Chapter 8 Exponential smoothing. Forecasting: Principles and Practice. 2021. Vol.3, Iss.8 URL: <https://otexts.com/fpp3/expsmooth.html>.
41. Gardner E.S. Exponential smoothing: The state of the art. Part II. *International Journal of Forecasting*. 2006. Vol.22, Iss.4. P. 637-666. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207006000392?via%3Dihub>.
42. Rob J Hyndman. Neural network models. Forecasting: Principles and Practice. 2021. Vol.3, Iss.12. URL: <https://otexts.com/fpp3/nnetar.html>.

43. Bergmeir C. Hyndman, R. J., Benítez J. M. Bagging exponential smoothing methods using STL decomposition and Box-Cox transformation. *International Journal of Forecasting*. 2016. Vol. 32, Iss. 2. P. 303-312. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.07.002>.
44. Hewamalage, H. Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions. *International Journal of Forecasting*. 2021. Vol.37, Iss.1. P. 388-427.URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.008>.
45. Vignesh S. The Perfect Fit for a DNN. Medium. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/the-perfect-fit-for-a-dnn-596954c9ea39>.
46. Kidwai A. Exploring the Critical Factors that Impact Forecast Accuracy. Polestar. 2023. URL: <https://www.polestarllp.com/blog/forecast-accuracy>.
47. Forecasting at scale. Facebook Meta. 2023. URL: <https://facebook.github.io/prophet/>.
48. Gradient Boosting Machines. UC Business Analytics R Programming Guide. 2016. URL: [http://uc-r.github.io/gbm\\_regression#idea](http://uc-r.github.io/gbm_regression#idea).
49. Mehandezhiyski V. What Is a SARIMAX Model. 365 DataScience. 2023. URL: <https://365datascience.com/tutorials/python-tutorials/sarimax/>.
50. What is LSTM? Analytics Vidhya. 2023. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/introduction-to-long-short-term-memory-lstm/>.
51. Understanding Gated Recurrent Unit (GRU) in Deep Learning. Medium. URL: <https://medium.com/@anishnama20/understanding-gated-recurrent-unit-gru-in-deep-learning-2e54923f3e2>.



Ім'я користувача:  
Математичного моделювання та статистики Даценк...

ID перевірки:  
1015968360

Дата перевірки:  
04.12.2023 16:51:17 EET

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
04.12.2023 16:51:53 EET

ID користувача:  
100005744

Назва документа: Сочинський\_Матвійчук\_плагіат

Кількість сторінок: 71 Кількість слів: 14020 Кількість символів: 106065 Розмір файлу: 1.88 MB ID файлу: 1015647185

## 1.4% Схожість

Найбільша схожість: 0.27% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1015646918)

0.65% Джерела з Інтернету

133

Сторінка 73

1.31% Джерела з Бібліотеки

238

Сторінка 73

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел