

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Аналіз впливу погодних умов та
соціальної активності людей на процес розповсюдження COVID-19

Виконав(ла): студент(ка) 4 курсу, групи СНЗс-42
спеціальності 122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Малиняк М.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Гром'як Р.С.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Шимчук Г.В.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Карпінський М.П.

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

«25» січня 2021 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня бакалавр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

студенту Малиняк Микола Володимирович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи **Аналіз впливу погодних умов та соціальної активності людей на процес розповсюдження COVID-19**

Керівник роботи к.т.н., доц. Гром'як Р.С.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «23» березня 2022 року № 4/7-172

2. Термін подання студентом завершеної роботи 12 червня 2022 р.

3. Вихідні дані до роботи Літературні джерела з тематики роботи

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

ВСТУП. РОЗДІЛ 1. ОПИС ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ЗБІР ДАНИХ 1.1 Опис географічної області дослідження 1.2 Збір даних 1.2.1 Дані про COVID-19 1.2.2 Атрибути для географічної характеристики округу 1.2.3 Дані про погоду 1.3 Методика РОЗДІЛ 2. ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ 2.1 Часова зміна COVID-19 та погодних умов 2.2 Традиційна статистика 2.3 Модель RF регресії РОЗДІЛ 3. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ 3.1 Інформаційно-психологічні небезпеки 3.2 Аналіз небезпеки і шкідливості при розробці програмного забезпечення ВИСНОВКИ ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1.

10. Висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Безпека життєдіяльності, основи охорони праці	Гурик О.Я., к.т.н., доц.		

7. Дата видачі завдання 25 січня 2022 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	25.01.22-27.01.22	<i>Виконано</i>
2.	Підбір джерел по темі роботи	28.01.22 – 01.04.22	<i>Виконано</i>
3.	Оформлення першого розділу	15.04.2022	<i>Виконано</i>
4.	Оформлення другого розділу	30.04.2022	<i>Виконано</i>
5.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека життєдіяльності, основи охорони праці»	10.05.2022	<i>Виконано</i>
6.	Оформлення кваліфікаційної роботи	17.02.2022	<i>Виконано</i>
7.	Перевірка на плагіат	02.06.2022	<i>Виконано</i>
8.	Нормоконтроль	08.06.2022	<i>Виконано</i>
9.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	09.06.2022	<i>Виконано</i>
10.	Захист кваліфікаційної роботи	13.06.2022	

Студент

(підпис)

Малиняк М.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Гром'як Р.С.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Аналіз впливу погодних умов та соціальної активності людей на процес розповсюдження COVID-19 // Кваліфікаційна робота освітнього рівня "Бакалавр" // Малиняк Микола Володимирович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем та програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНзс-42 // Тернопіль, 2022 // с. 45, рис. – 9, табл. – 5, кресл. – 12, додат. – 0, бібліогр. – 22.

Ключові слова: поширення COVID-19, фактор соціальної активності, погодні умови, модель Random Forest, машинне навчання

У цьому дослідженні представлено два різних підходи до аналізу впливу факторів соціальної активності та погодних змін на добові випадки COVID-19 на рівні округу в континентальній частині США. Перший – традиційний статистичний метод, тобто коефіцієнт кореляції Пірсона, а другий – алгоритм машинного навчання, тобто модель регресії Random Forest. Кореляція Пірсона аналізується, щоб приблизно перевірити зв'язок між випадками COVID-19 та погодними змінними або фактором соціальної активності (тобто індексом соціальної дистанції). Модель випадкової регресії лісу досліджує доцільність оцінки кількості щоденно підтверджених випадків COVID-19 на рівні округу за допомогою різних комбінацій восьми факторів (населення округу, щільність населення округу, індекс соціальної дистанції округу, температура повітря, питома вологість, короткохвильове випромінювання, опади та швидкість вітру).

Результати показують, що кількість щоденних підтверджених випадків COVID-19 слабо корелює з індексом соціальної дистанції, температурою повітря та питомою вологістю за допомогою методу кореляції Пірсона. Модель

Random Forest показує, що оцінка випадків COVID-19 точніша з додаванням погодних змінних як вхідних даних. Зокрема, найважливішими факторами для оцінки щоденних випадків COVID-19 є населення та щільність населення, за якими йдуть індекс соціальної дистанції та п'ять погодних змінних, причому температура та питома вологість є більш критичними, ніж короткохвильова радіація, швидкість вітру та опади. Процес перевірки показує, що загальні значення коефіцієнтів кореляції між добовими випадками COVID-19, оціненими за допомогою моделі випадкового лісу, та спостережуваними становлять близько 0,85.

ABSTRACT

Analysis of the impact of weather conditions and people social activity on the process of COVID-19 spreading // Qualification work of the educational level "Bachelor" // Mykola Malyniak // Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, Group CH3c-42 // Ternopil, 2022 // p. – 45, fig. – 9, references – 22, posters – 12, annexes – 0.

Keywords: COVID-19 spreading, social activity factor, weather conditions, Random Forest model, machine learning.

There are two different approaches to analyze the influence of social activity factor and daily weather parameters represented in this paper on the district level in continental part of the USA. The first one is traditional statistical method as correlation coefficient of Pirson. The second approach is an algorithm, of machine learning based on the Random Forest regression. Correlation of person is discussed in order to check approximately the dependence between COVID-19 cases and weather variables or social activity factor (i.e., the index of social distance). The Random Forest regression model study the appropriateness of daily registered cases of COVID-19 assessment with different combination of eight parameters (district population, population density, index of social distance on the district, air temperature, humidity, shortwave radiation, speed of wind, precipitation).

The results present that the number of daily confirmed COVID-19 cases correlates weakly with index of social distance, air temperature and humidity when method of Pirson is used. The random Forest models illustrates that assessment of COVID-19 cases has better precision when weather variables are taken into account as input parameters. Particularly, the most important factors to evaluate daily COVID-19 cases are population and population distribution, then the index of social distance

and five weather variables follow, moreover the air temperature and humidity are more critical comparably with shortwave radiation, precipitation and speed of wind. The research process shows that general values of correlation coefficients between daily CO/VID-19 cases assessed with model of Random Forest and observed values is equal about 0,85.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. ОПИС ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ЗБІР ДАНИХ.....	11
1.1 Опис географічної області дослідження	11
1.2 Збір даних	13
1.2.1 Дані про COVID-19	13
1.2.2 Атрибути для географічної характеристики округу	14
1.2.3 Дані про погоду	14
1.3 Методика.....	15
1.3.1 Традиційний статистичний аналіз	15
1.3.2 Алгоритм машинного навчання.....	16
1.3.3 Оцінка ефективності моделі.....	18
РОЗДІЛ 2. ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ	20
2.1 Часова зміна COVID-19 та погодних умов	20
2.2 Традиційна статистика	22
2.3 Модель RF регресії	24
РОЗДІЛ 3. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ ...	33
3.1 Інформаційно-психологічні небезпеки.....	33
3.2 Аналіз небезпеки і шкідливості при розробці програмного забезпечення.....	37
ВИСНОВКИ.....	40
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	42

ВСТУП

За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), станом на початок червня 2021 року в усьому світі було підтверджено понад 174 мільйони випадків COVID-19 у 219 країнах, районах і територіях, а кількість смертей від COVID-19 становить понад 3,7 мільйона.. Глобальна пандемія вплинула на наше суспільство в багатьох аспектах. Щоб краще зрозуміти цю складну ситуацію, було проведено значну кількість досліджень, що досліджують динаміку передачі COVID-19 [1 – 3], а також короткі та тривалі терміновий вплив COVID-19 на життя, стан здоров'я та соціальну діяльність людей [4 – 8].

Перший випадок COVID-19 у Сполучених Штатах (США) був виявлений у штаті Вашингтон у січні 2020 року і залишався відносно повільним темпом передачі протягом лютого того ж року. Щоденна кількість підтверджених випадків у США почала різко зростати в березні, поки не досягла свого першого піку на початку квітня 2020 року. Потім поширення COVID-19 у США сповільнилося через накази залишатися вдома, видані більшістю держав. Однак щоденна кількість підтверджених випадків знову почала зростати в середині червня, оскільки штати поступово відкривалися. Кількість щоденних підтверджених випадків знову почала зменшуватися у серпні-жовтні 2020 року, але новий екстремальний пік настав одразу після цього (з листопада 2020 року до початку січня 2021 року) із понад 200 000 щоденних підтверджених випадків протягом зимового часу. Як імовірний наслідок ефективних вакцин проти COVID-19, які стали доступними наприкінці 2020 року, кількість щоденних підтверджених випадків почала зменшуватися в середині січня 2021 року. Однак крива різкого зменшення щоденних підтверджених випадків стала вирівнюватись з середини березня 2021 року, в той час як кількість введених доз вакцини стрімко зростає. Пандемія досі триває. Станом на початок червня 2021 року близько 63% дорослих у США отримали принаймні одну дозу вакцини, але середня кількість щоденних підтверджених випадків COVID-19

все ще становила близько 20000, а загальна кількість підтверджених випадків вже досягла 33 мільйонів. Згідно з нещодавньою доповіддю Всесвітньої організації охорони здоров'я [9], у США зафіксовано понад 607000 смертей, що свідчить про загальний рівень смертності від COVID-19 у 1,8%, тоді як рівень смертності від сезонного грипу зазвичай нижче 0,1%.

Рівень захворюваності на COVID-19 (кількість випадків на мільйон людей) різко різниться в США. Незважаючи на соціально-економічні відмінності між різними штатами та округами, є припущення, що механізм передачі COVID-19 може бути пов'язаний з місцевими метеорологічними умовами, як і інші респіраторні віруси. Кілька досліджень досліджували зв'язок між погодними умовами та передачею COVID-19. Наприклад, [10] використали логарифмічну узагальнену адитивну модель для дослідження впливу температури та вологості на передачу COVID-19 у 166 країнах і виявили, що температура та відносна вологість негативно пов'язані з випадками COVID-19. Автори [11] створили статистичну модель для оцінки кількості випадків COVID-19 з чотирма погодними змінними (температура, відносна вологість, швидкість вітру та видимість) протягом періоду з січня по березень 2020 року. Оцінка кількості випадків за моделлю показала прийнятну кореляцію з реальними на основі даних 54 країн світу. Автори [12] застосував регресію Фама-Макбета та виявив, що ефективне репродуктивне число COVID-19 зменшується із збільшенням температури повітря та відносною вологістю на основі даних 100 міст Китаю та 1005 округів США з січня по квітень 2020 року. У роботі [13] автори зосередилися на Бангладеш у період з березня по травень 2020 року, використовуючи систему лінійної регресії, щоб зробити висновок, що висока температура та вологість значно зменшують передачу COVID-19. Інше дослідження [14] у Бангладеш за допомогою тесту рангової кореляції Спірмена показало інші результати, тобто лише мінімальна та середня температури мали значний зв'язок із кількістю випадків COVID-19. Зовсім недавно у роботі [15] досліджували 9 великих міст Азії за допомогою

узагальненого адитивного моделювання (GAM) та кореляції Пірсона. Аналіз GAM показав, що кількість щоденних випадків COVID-19 позитивно пов'язана з погодними змінними (тобто, температурою та відносною вологістю), тоді як кореляція Пірсона показала, що між випадками COVID-19 погодні змінні можуть бути як негативними, так і позитивними залежно від різних міст.

Усі результати попередніх досліджень підкреслюють вплив погодних змінних, таких як температура та вологість, на поширення COVID-19, хоча висновки можуть значно відрізнятись, наприклад, у [10] виявили негативний зв'язок між температурою та випадками COVID-19, тоді як в [15] повідомляє, що підвищення температури може призвести до збільшення щоденних випадків COVID-19 у деяких містах. Більше того, ці дослідження базуються або на аналізі даних великого масштабу, або на кількох окремих містах. Більшість методів дослідження, запропонованих у таких дослідженнях, не враховують заходи громадського здоров'я, такі як носіння маски та соціальне дистанціювання, які можуть значною мірою вплинути на динаміку передачі COVID-19. У цьому дослідженні ми прагнемо надати всебічний аналіз взаємозв'язку між погодними умовами та передачею COVID-19 на рівні округу в континентальній частині США (CONUS) на щоденній основі.

Таким чином, розроблено алгоритм машинного навчання, враховуючи не тільки погодні змінні, а й вплив заходів громадського здоров'я. Хоча COVID-19 поширюється в США з січня 2020 року, а пандемія все ще триває, для цієї роботи ми зосередилися на періоді з січня по 1 вересня 2020 року, оскільки ми вважали, що вакцинація менше вплинула на умови передачі вірусу в цей період.

РОЗДІЛ 1. ОПИС ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ЗБІР ДАНИХ

1.1 Опис географічної області дослідження

Дослідження проводилося в 48 штатах континентальної частини США (CONUS), включаючи 3142 округи та незалежні міста. Щільність населення сильно коливається по округах (рис. 1.1). Наприклад, щільність населення округу Нью-Йорк (Манхеттен) наближається до $27000/\text{км}^2$, тоді як щільність населення в деяких сільських округах середнього заходу може бути лише $0,1/\text{км}^2$. Клімат над CONUS змінюється через різні особливості рельєфу та широкий діапазон широт (рис. 1.2).

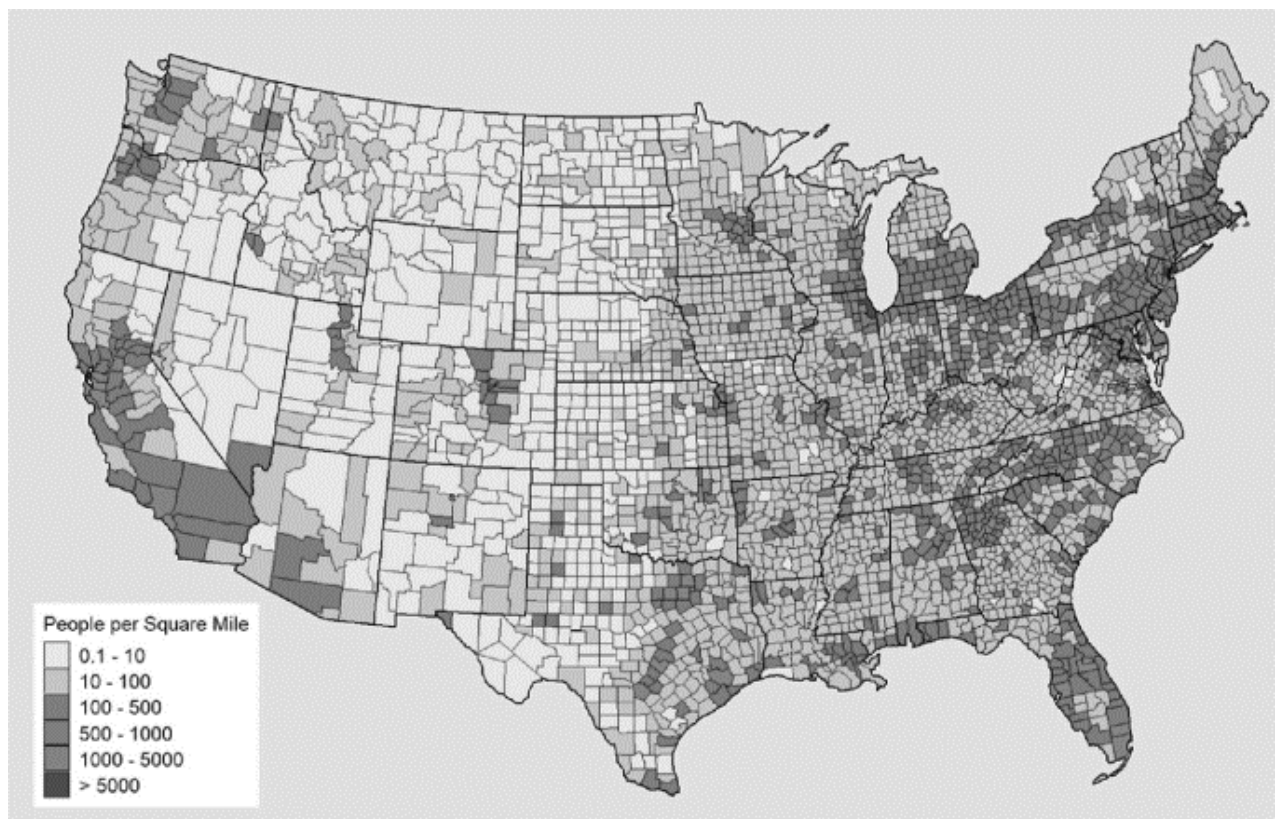


Рисунок 1.1 – Щільність населення за округами над CONUS

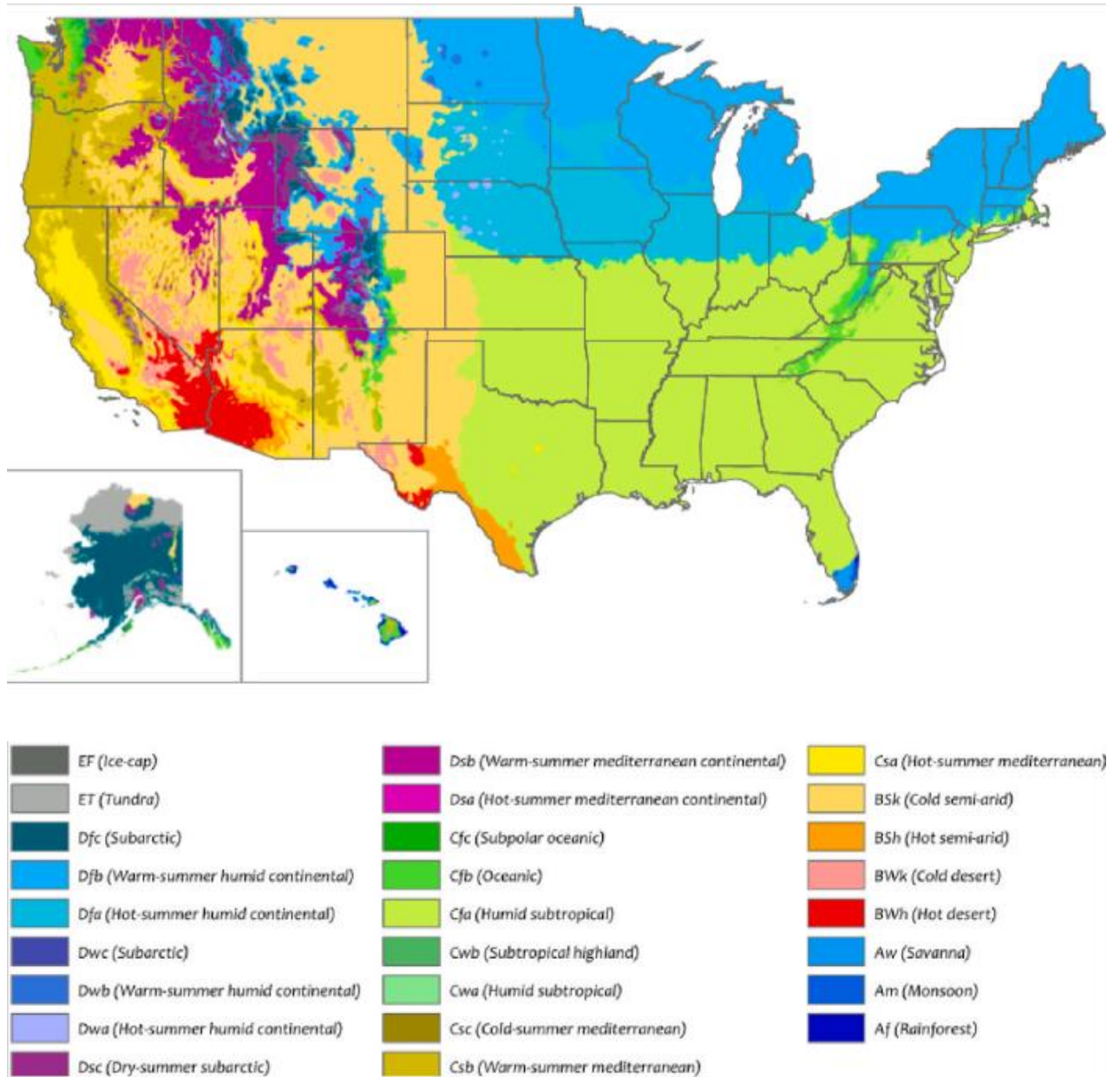


Рисунок 1.2 – Типи клімату в США

Основні типи клімату включають вологий континентальний, вологий субтропічний, напівпосушливий, пустельний та середземноморський, які характеризуються надзвичайно різними часовими та просторовими моделями температури та вологості.

1.2 Збір даних

1.2.1 Дані про COVID-19

Дані про COVID-19 на загальнонаціональному рівні були надані платформою аналізу впливу COVID-19, яка спочатку була розроблена і описана в Інституті транспорту Меріленду (MTI) у партнерстві з лабораторією передових транспортних технологій (CATT Lab) [16].

Змінні, використані в цьому дослідженні, включають кількість нових випадків COVID-19 (NewC) та індекс соціальної дистанції (SDI) на рівні округу. Обидві змінні були отримані за період з 23 березня по 1 вересня 2020 року. NewC представляє кількість щоденних підтверджених випадків, які давали позитивний результат на виявлення коронавірусу. SDI – це ціле число від 0 до 100 і відображає ступінь соціального дистанціювання мешканцями та відвідувачами. Нульове значення вказує на те, що в громаді не дотримуються соціального дистанціювання, тоді як 100 вказує на те, що всі мешканці залишаються вдома, а відвідувачі не входять в округ. Зокрема, в [16] дано означення SDI як комбінації шести показників мобільності відповідно до наступного рівняння:

$$SDI=0,8 [SH + 0,01(100 - SH) \times (0,1RAT + 0,2RBT + 0,4RNT + 0,3RDT)] + 0,2RTO \quad (1.1)$$

де SH означає залишатися вдома, тобто відсоток мешканців, які залишаються вдома;

RAT – це відсоток скорочення всіх поїздок у порівнянні з контрольним показником до COVID-19;

RBT – скорочення відряджень (%),

RNT – скорочення неслужбових поїздок (%),

RDT – відсоток скорочення відстані подорожі;

ROT – це скорочення поїздок за межі країни (%).

Вагові коефіцієнти вибираються на основі спільних поїздок мешканців і відвідувачів (наприклад, близько 20% усіх поїздок є поїздками за межі округу, що призвело до вибору ваги 0,8 для поїздок резидентів і 0,2 для поїздок за межі округу); які поїздки вважаються більш важливими (наприклад, ділові поїздки важливіші за поїздки, не пов'язані з роботою); і принцип, згідно з яким вищі показники SDI повинні відповідати меншій ймовірності взаємодії людей на близькій відстані та передачі вірусів.

1.2.2 Атрибути для географічної характеристики округу

Атрибути округу, використані в цьому дослідженні, включаючи кордон, площу та населення, зібрані з Бюро перепису населення США (<https://www.census.gov/>). Дані про межі та площі базуються на файлах за 2015 рік, а дані про населення – на оцінках 2019 року.

1.2.3 Дані про погоду

Змінні погоди витягуються з набору даних Північноамериканської системи асиміляції земельних даних – друга фаза (NLDAS-2). NLDAS-2 є модернізованою версією першого етапу міжінституційного проєкту NLDAS-1 [17], який був започаткований для забезпечення поєднаних моделей атмосфера-океан-земля з надійними початковими станами поверхні суші для покращення прогнозів погоди. Оригінальний NLDAS-2 доступний із роздільною здатністю $1/8^\circ$ та погодинною просторовою та часовою роздільною здатністю відповідно. Було опрацьовано погодинні дані NLDAS-2 у мережі з 23 березня по 1 вересня 2020 року та отримано середньодобові значення температури, питомої вологості, швидкості вітру, короткохвильової радіації та опадів на рівні округу над CONUS.

1.3 Методика

Дослідження організоване у дві стадії. У першій частині представлено традиційний статистичний аналіз для вивчення впливу кожної змінної погоди на передачу COVID-19. У другій частині дослідження ми розробляємо алгоритм машинного навчання. Головною метою є дослідити, які погодні змінні можуть пояснити більшу частину мінливості передачі COVID-19 у США.

1.3.1 Традиційний статистичний аналіз

Цей аналіз оцінює коефіцієнти кореляції Пірсона для кожної змінної погоди та SDI у порівнянні з кількістю випадків COVID-19 на 1000 осіб (NewC1000) на рівні округу. NewC1000 використовується тут замість NewC для того, щоб виключити вплив населення округу на результати. Крім того, щоб мінімізувати невизначеність поширення COVID-19 через щільність населення, аналіз застосовується до п'яти окремих груп округів із щільністю населення:

- (i) понад 10 000 осіб на милю²,
- (ii) близько 1000 осіб на милю²,
- (iii) близько 500 осіб на милю²,
- (iv) близько 100 осіб на милю²,
- (v) близько 10 осіб на милю².

Крім того, оскільки на передачу захворювання COVID-19 може значною мірою впливати діяльність людини, політика та соціальне дистанціювання, часові рамки дослідження поділені на три періоди відповідно до різних рівнів втручання органів захисту громадського здоров'я:

- (i) Період А: не втручаний COVID-19 19 період передачі (з 1 січня по 22 березня 2020 року),
- (ii) період В: інтервенційний період (більшість штатів видали накази про обов'язкове перебування вдома, з 23 березня по 10 травня 2020 року),
- (iii) період С: період відновлення (11 травня – 1 вересня 2020 року).

Коефіцієнти кореляції між кожною змінною погоди та кількістю випадків COVID-19 вивчаються для кожної групи округів протягом кожного періоду аналізу.

1.3.2 Алгоритм машинного навчання

Коефіцієнти кореляції, використані вище, є дійсними показниками при дослідженні лінійних або злегка нелінійних проблем. Враховуючи складну природу та дуже нелінійну реакцію механізмів передачі COVID-19, ми припустили, що відношення сигнал/шум між погодними змінними та NewC може бути недостатньо високим, щоб його можна було виявити через складні взаємодії у поєднанні з впливами, пов'язаними з людиною.

Таким чином, тут був прийнятий непараметричний алгоритм регресії випадкових лісів (Random Forest – RF) [18], [19] для подальшого дослідження впливу даних про погоду на передачу COVID-19.

Модель RF – це набір дерев рішень, навчених на випадковій підмножині даних, використовуючи випадкову підмножину предикторів (ознак). Для навчання моделі RF у цьому дослідженні використовувались дані NewC, кількості та щільності населення, SDI та різні вибірки погодних змінних.

Зокрема, модель RF дозволяє прогнозувати щоденні значення NewC на рівні округу на основі всіх доступних прогнозів. Теоретично модель RF також може бути використана для прогнозування майбутніх значень NewC за допомогою прогнозів погоди, даних про населення та прогнозованих значень SDI. Однак це дослідження не включало тестування майбутніх випадків через відсутність прогнозів SDI.

Модель RF була навчена з трьома версіями списку предикторів (Таблиця 1.1). У першій версії були оцінені значення NewC з використанням восьми провісників: населення округу, щільність населення округу, SDI округу та п'ять погодних змінних (щоденна максимальна температура повітря на поверхні, максимальна щоденна питома вологість, щоденна максимальна

короткохвильова радіація, щоденна загальна кількість опадів і максимальний щоденний вітер швидкість). Друга версія використовувала той самий список провісників, але видалив три погодні змінні (короткохвильове випромінювання, опади та швидкість вітру). Для третьої версії всі погодні змінні були вилучені під час навчання моделі, залишивши лише три провісники (населення округу, щільність населення та SDI).

Таблиця 1.1 – Предиктори моделі RF

Предиктор	Модель RF 1	Модель RF 2	Модель RF 3
Населення	✓	✓	✓
Густота населення	✓	✓	✓
SDI	✓	✓	✓
Температура (максимальна за день)	✓	✓	–
Питома вологість (максимальна за день)	✓	✓	–
Короткохвильове випромінювання (добовий максимум)	✓	–	–
Опади (добове накопичення)	✓	–	–
Швидкість вітру (максимальна за день)	✓	–	–

Алгоритм RF-регресії застосовується для періодів В періоду С, (23 березня – 1 вересня 2020 року, загалом 163 дні), коли зареєстровані випадки COVID-19 почали швидко зростати. Період без втручання (період А, з 1 січня по 22 березня 2020 р.) виключено в моделі RF через обмеженість обліку випадків COVID-19 по всій країні.

Оскільки в CONUS є 3112 округів та адміністративних одиниць, еквівалентних округам, і кожен регіон має дані про погоду, населення та COVID-19 за 163 дні, загалом до цього дослідження включено понад півмільйона записів даних.

Спочатку випадковим чином було вибрано 70% записів даних для навчання моделі RF. Решта 30% записів даних були використані для незалежної перевірки моделі. У процедурі навчання RF-моделі для кожного дерева випадковим чином бралися різні дві третини підмножини із записів навчальних

даних, тоді як інша третина записів навчальних даних служила зразками для оцінки моделі.

Кількість предиктів підмножини для кожного дерева в лісі була встановлена на рівні 5 (з 8) для першої версії списку; 3 (з 5) для другої версії; і 2 (з 3) для третьої версії. Ця процедура була проведена для кількісної оцінки важливості предиктів для оцінки NewC в моделі RF. Різну кількість дерев також було досліджено під час навчання моделі RF, щоб визначити оптимальну кількість дерев (яка б збалансувала точність моделі з її ефективністю). Зокрема, була оцінена продуктивність моделі RF з використанням 10, 20, 30, 50, 60 і 100 дерев, і результати наведені нижче.

1.3.3 Оцінка ефективності моделі

Розрахункова кількість нових випадків COVID-19 за всіма трьома моделями для набору даних для перевірки порівнюється з кількістю випадків, що спостерігаються, щоб визначити, яка модель дає найкращий прогноз. Як описано в розділі 1.3.2, в процедуру перевірки включено понад 151 000 записів даних на рівні округу. Ми приймаємо нормалізовану середньоквадратичну помилку (NRMSE) і коефіцієнт кореляції Пірсона (CORR) для оцінки ефективності моделі. NRMSE можна розрахувати за допомогою наступного виразу:

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (NewC_{model,i} - NewC_{observed,i})^2}{n}}}{NewC_{observed}} \quad (1.2)$$

CORR отримано за допомогою такого виразу:

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^n (NewC_{model, i} - \overline{NewC_{model}})(NewC_{observed, i} - \overline{NewC_{observed}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (NewC_{model, i} - \overline{NewC_{model}})^2 \sum_{i=1}^n (NewC_{observed, i} - \overline{NewC_{observed}})^2}} \quad (1.3)$$

де n – кількість записів даних перевірки на рівні округу;

$\overline{NewC_{observed}}$ середнє значення $NewC$ у наборі даних перевірки,

$\overline{NewC_{model}}$ – оцінені моделі.

РОЗДІЛ 2. ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1 Часова зміна COVID-19 та погодних умов

CONUS COVID-19 NewC досягли двох піків із січня по вересень 2020 року (рис. 2.1). NewC показав два піки за цей період. Один був наприкінці березня, а інший – у середині липня. Поширення COVID-19 дещо сповільнилося після першого піку, головним чином через накази про обов’язкове перебування вдома, видані наприкінці березня в багатьох штатах.

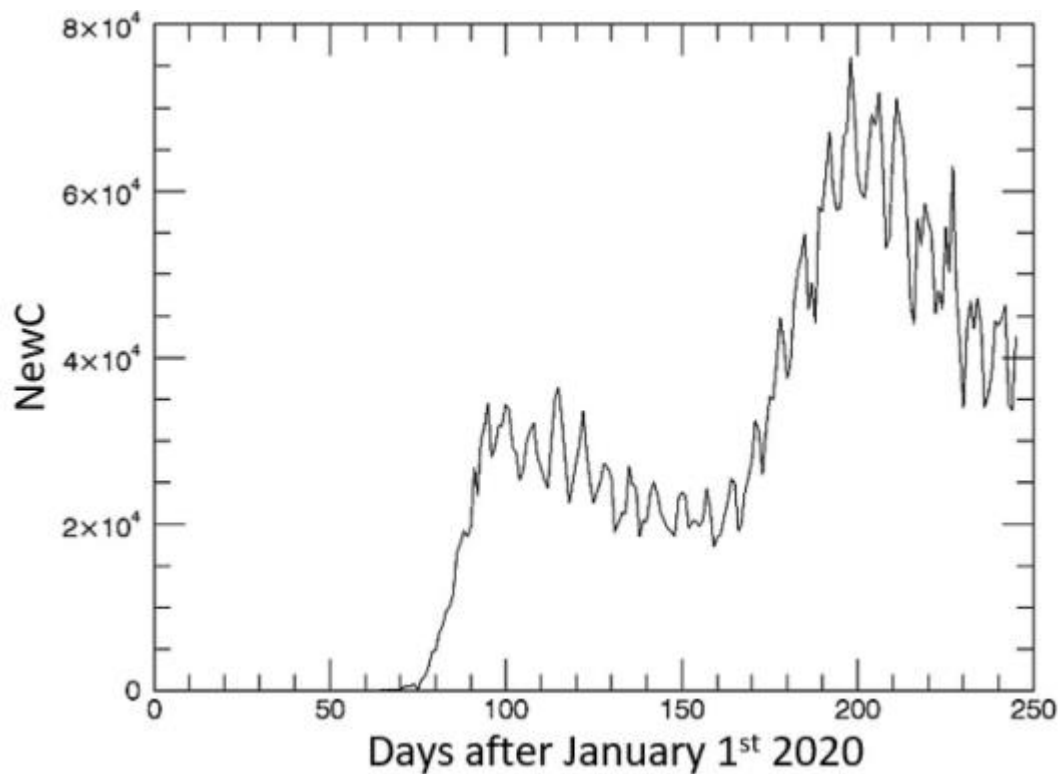


Рисунок 2.1 – Часовий ряд загальної кількості CONUS NewC з 1 січня по 1 вересня 2020 року

Це підтверджується в часовому ряді усередненого по округу SDI (рис. 2.2 f), що SDI почав зростати наприкінці березня через розпорядження про перебування вдома.

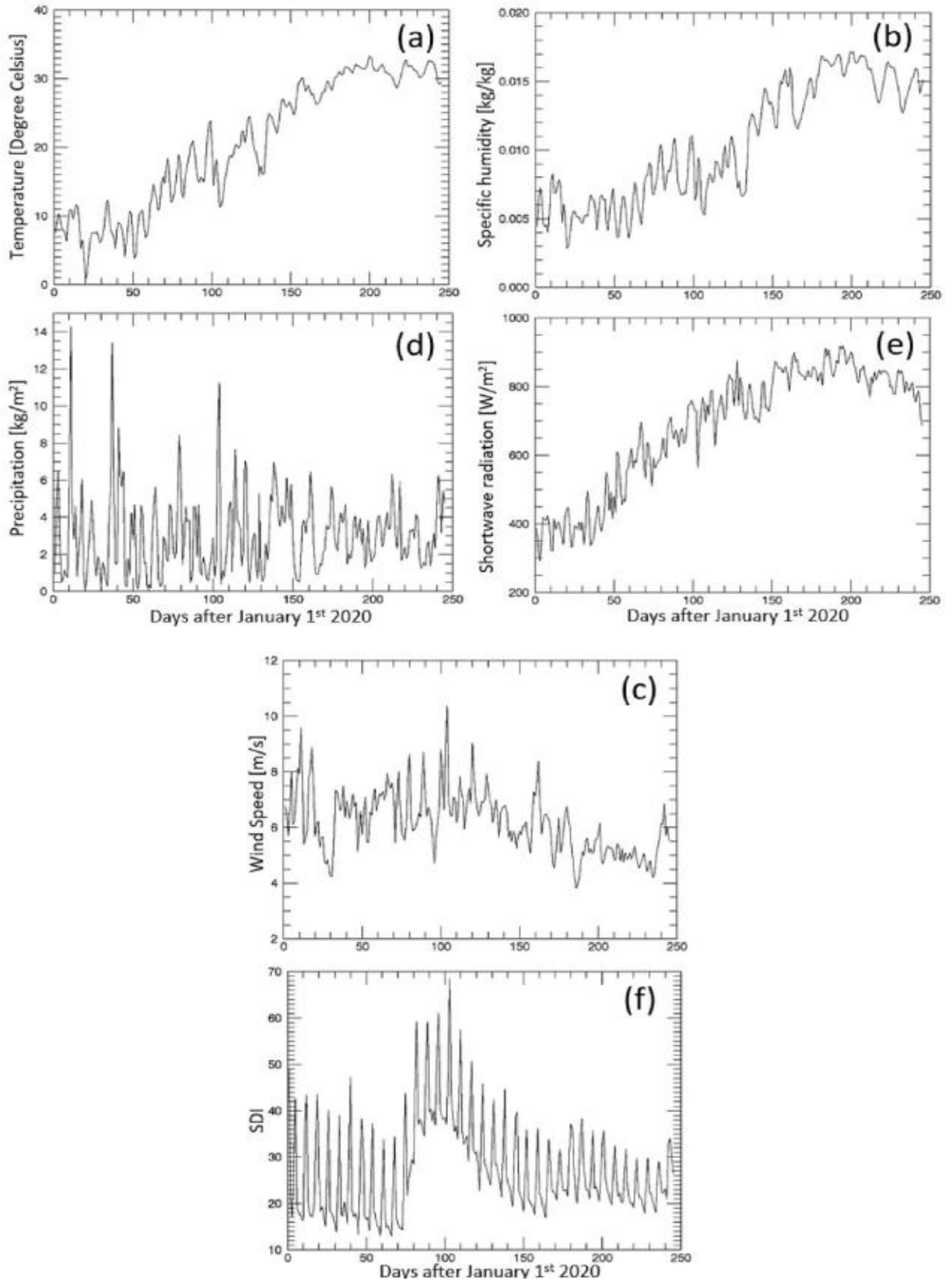


Рисунок 2.2 – Серія CONUS усереднювала а) температуру, б) питому вологість, в) швидкість вітру, г) опади, е) короткохвильове випромінювання та ф) SDI від 1 січня по 1 вересня 2020 року

Оскільки термін дії наказів про перебування вдома поступово закінчувався у травні та червні, SDI одразу знизився, а значення NewC відповідно зросло. SDI, безумовно, є вирішальним фактором, який значною мірою впливає на передачу COVID-19, тоді як вплив погоди на COVID-19 набагато складніший.

Не дивно, що зміна середніх погодних умов CONUS (рис. 2.2, а – е) виявляє тенденцію до зростання температури, питомої вологості та короткохвильового випромінювання, і немає чіткої часової моделі для опадів і швидкості вітру. Жодна з погодних змінних не відображає чіткого зв'язку з передачею COVID-19 у масштабі CONUS. Кількісний зв'язок між ними необхідно додатково проаналізувати на більш дрібному рівні, наприклад на рівні округу.

2.2 Традиційна статистика

Коефіцієнти кореляції між NewC1000 і кожної з погодних змінних і SDI показані для різних груп округів у три періоди на різних рівнях вжиття заходів громадського здоров'я (рис. 2.3).

У перший період (з 1 січня по 22 березня 2020 року) більшість погодних змінних показують близькі до нуля значення з точки зору кореляції з NewC1000. Це сталося тому, що COVID-19 тільки почав поширюватися в США в той час. Кількість випадків COVID-19 була невеликою, і департаменти охорони здоров'я в більшості штатів відчували труднощі зі збором даних у режимі реального часу. У другий період (з 23 березня по 10 травня 2020 р.), хоча розпорядження про перебування вдома почали діяти, кількість підтверджених випадків COVID-19 у багатьох регіонах зберігалася на відносно високому рівні (рис. 2). Кореляція між змінними погоди та NewC1000 стала більш очевидною, за винятком опадів, які все ще близькі до нуля.

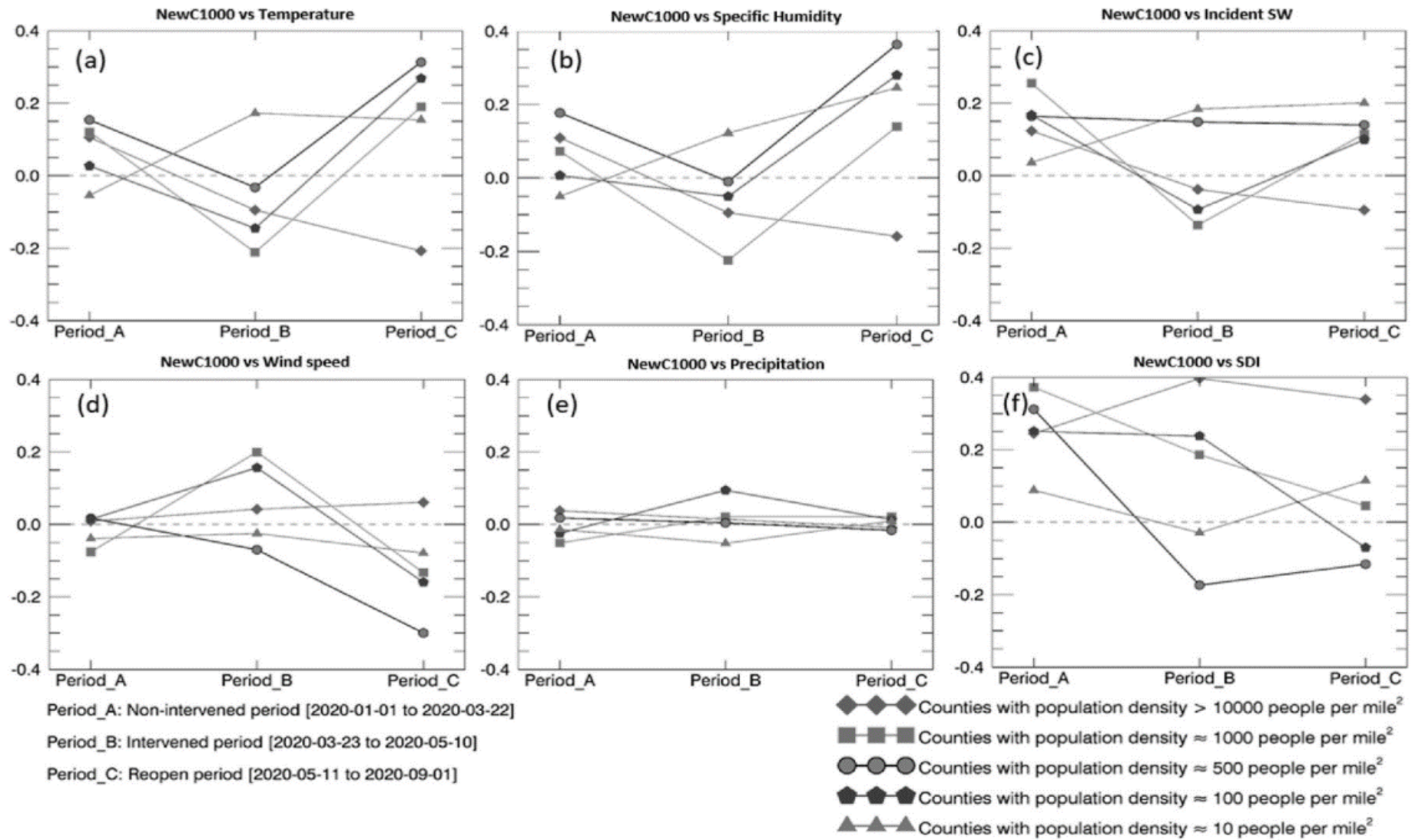


Рисунок 2.3 – Коефіцієнти кореляції між NewC1000 і змінними погоди або SDI вибраних груп округів.

У третьому періоді кореляція між температурою/питомою вологістю і NewC1000 стала ще сильнішою, тоді як швидкість вітру та короткохвильове випромінювання продовжують демонструвати низькі значення, так само, як і в другому періоді. Опади не впливають на NewC1000 в усі три періоди. Крім того, рис. 2.3 (f) показує, що NewC1000 піддається впливу SDI, особливо в густонаселених регіонах. Для районів з низькою щільністю населення (тобто 10 осіб на мілью²) SDI рідко впливає на NewC1000.

Загалом, SDI має більш очевидний вплив на передачу COVID-19 у густонаселених регіонах. Серед п'яти погодних змінних температура та питома вологість мають більший вплив на передачу COVID-19 порівняно зі швидкістю вітру та короткохвильовою радіацією. Опади можна вважати не впливовими на COVID-19. Ці висновки узгоджуються з результатами моделі регресії RF у наступному пункті.

Тим не менш, усі коефіцієнти кореляції (навіть відносно високі значення), показані на рис. 2.3, недостатньо високі, щоб продемонструвати переконливий зв'язок між погодними змінними або SDI та кількістю випадків COVID-19. Жоден із графіків не надає чіткої та зрозумілої тенденції. Деякі з них навіть показали суперечливі результати. Це явище свідчить про те, що традиційний лінійний статистичний аналіз не в змозі визначити вплив погодних умов та соціальної активності на передачу COVID-19 через складний механізм їх взаємодії. Підхід машинного навчання, показаний у наступному пункті, призначений для дослідження складної природи та дуже нелінійних зв'язків.

2.3 Модель RF регресії

Модель RF має на меті оцінити NewC шляхом випадкового вибору 5 предикторів із 8 спочатку визначених (температура, питома вологість, швидкість вітру, короткохвильове випромінювання, опади, населення округу, щільність населення округу та SDI округу). Модель навчається з різною кількістю дерев, щоб вибрати оптимальну кількість з точки зору точності та

ефективності моделі. Ефективність різниці кількості дерев (рис. 2.4) показана в термінах середньоквадратичних помилок (RMSE), змодельованого значення NewC порівняно із спостережуваним NewC на основі записів даних перевірки (30% усього пулу вибірок, близько 152701 щоденних записів даних на рівні округу).

Значення RMSE швидко зменшуються зі збільшенням кількості дерев від 10 до 40. Потім він демонструє переважно рівну тенденцію від 40 до 100 дерев, хоча RMSE все ще трохи знижується. Як і очікувалося, час обчислення моделі (рис. 2.5) збільшується з додаванням більшої кількості дерев у лісі, в той час як є рівний крок між 40 і 50 деревами. Нарешті, ми вибрали 50-деревну РЧ-модель, оскільки вона досить точна та ефективніша, ніж налаштування моделі з 60-деревами або 100-деревами.

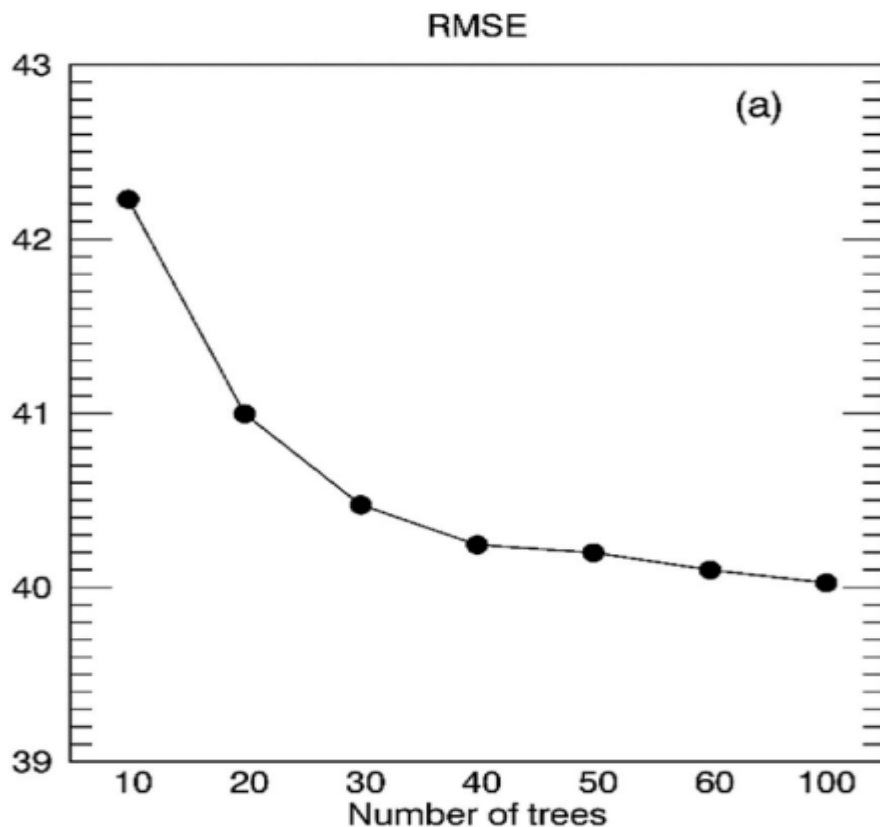


Рисунок 2.4 – Продуктивність моделі в термінах RMSE як функції кількості дерев у RF-алгоритмі

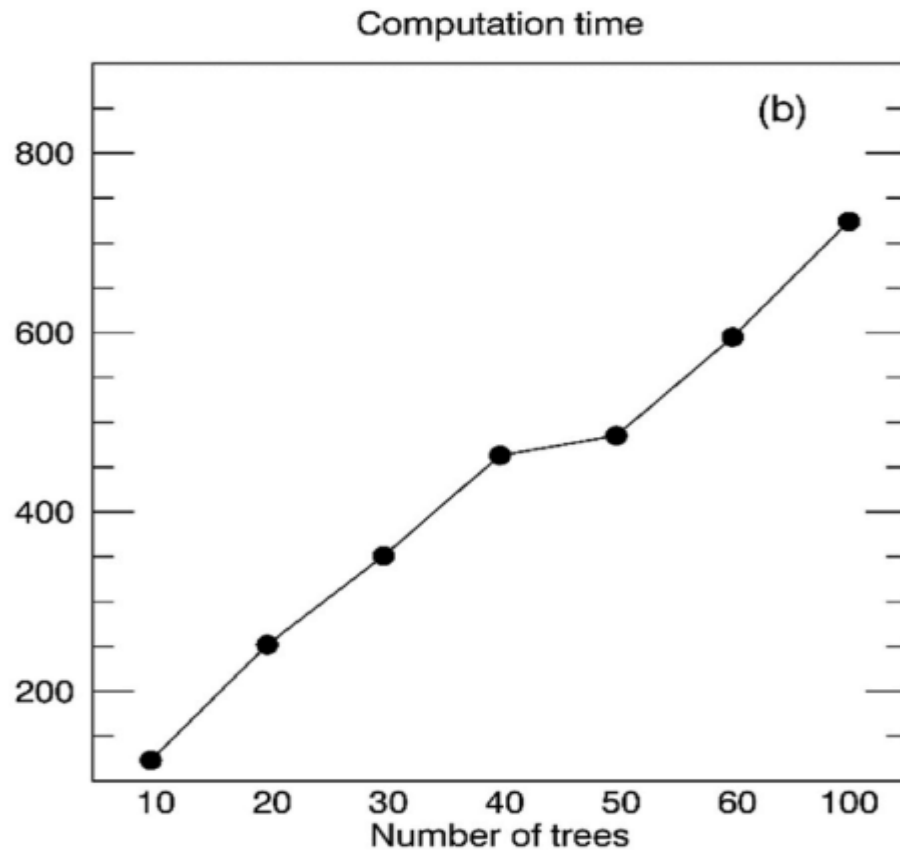


Рисунок 2.5 – Продуктивність моделі в термінах часу обчислення як функції кількості дерев у RF-алгоритмі.

Як описано вище, модель RF-регресії спочатку була навчена з 8 предиктами, 5 з яких є змінними погоди. Діаграма розсіювання на основі набору даних перевірки (рис. 2.6) показує, що модель працює досить добре для спостережуваного NewC вище 100, тоді як зміщення оцінок моделі очевидне для значень нижче 100. Хоча точки показують широкий розкид на графіку, а лінійне співвідношення все ще відрізняється. Зокрема, коефіцієнт кореляції точок даних, зображених на рис. 2.6, становить 0,84.

На точність моделі також впливає щільність населення округу. Існує чітка тенденція до зниження NRMSE між оціненою моделлю та спостережуваним NewC у міру збільшення щільності населення (рис. 2.7).

Цей показник підтверджується вищими коефіцієнтами кореляції, які спостерігаються в густонаселених округах, за винятком невеликого пікового значення для щільності населення від 100 до 500 осіб/милю².

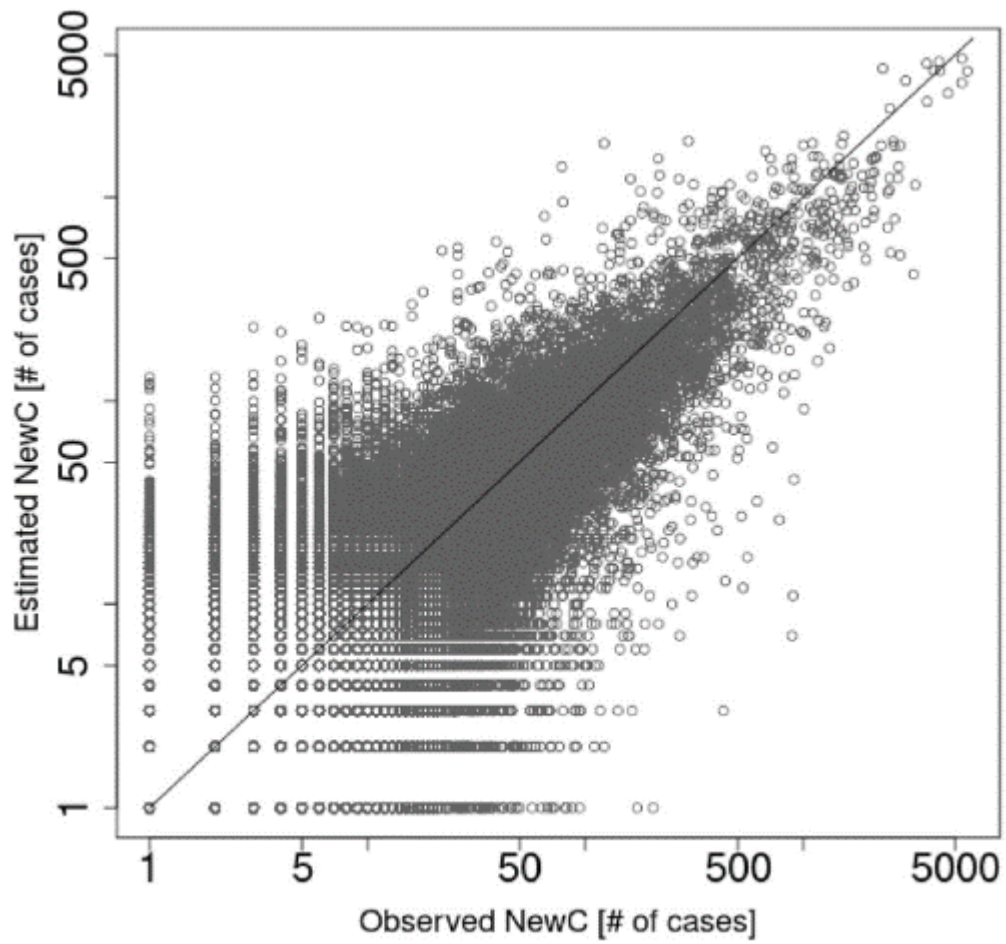


Рисунок 2.6 – Розкид оцінених та спостережуваних NewC на рівні округу з використанням 8-апраметричної версії RF-моделі

У таблиці 2.1 наведено значення предикту для моделі RF з 8 параметрами. Важливість предикту RF-алгоритмі оцінюється, дивлячись на те, наскільки збільшується похибка прогнозування, коли вихідні дані для нього змінюються, а всі інші залишаються незмінними. Зокрема, для кожного дерева в лісі модель записує середньоквадратичну помилку (MSE) прогнозу на частині даних, що не в наявності, а потім виконується така ж процедура після перестановки кожного предикту. Нарешті, різниця між двома MSE усереднюється за всіма деревами і нормується за стандартним відхиленням відмінностей. Найважливішими предиктами в цій моделі RF для оцінки NewC є кількість населення та щільність населення, за якими слідують SDI та 5 погодних змінних.

Температура та питома вологість важливіші за короткохвильове випромінювання, швидкість вітру та опади, при цьому опади є найменш важливим провісником у RF-моделі, що узгоджується з результатами традиційного статистичного аналізу, представленого в розділі 4.2 .

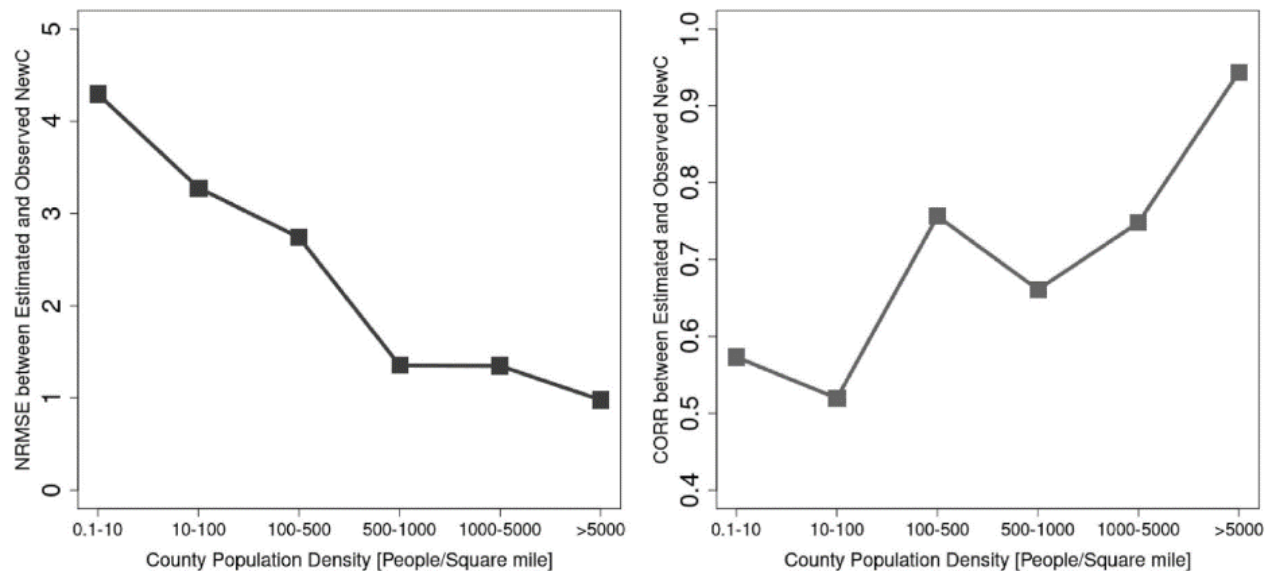


Рисунок 2.7 – NRMSE (ліворуч) і CORR (праворуч) між оціненими та спостережуваними новими випадками для округів з різною щільністю населення (на основі версії 8-параметричної RF-моделі)

Таблиця 2.1 – Важливість предиктору на основі перестановок для моделі RF з 8 параметрами

Предиктори	Важливість на основі перестановок
Населення	24
Густота населення	18
SDI	10
Температура (максимальна за день)	12
Питома вологість (максимальна за день)	12
Короткохвильове випромінювання (добовий максимум)	8
Опади (добове накопичення)	5
Швидкість вітру (максимальна за день)	6

Враховуючи низьку важливість короткохвильового випромінювання, швидкості вітру та опадів, показаних у 8-прогнозної моделі RF, 5-прогнозну модель RF навчали без цих 3 предикторів. Крім того, модель RF, в якій усі погодні змінні були виключені, була навчена лише з 3 предикторами (кількість населення, щільність населення та SDI). Нормовані RMSE для трьох RF-моделей (таблиця 2.2) показані для груп округів з різною щільністю населення. Подібне порівняння для коефіцієнтів кореляції представлено в таблиці 2.3. Загалом, продуктивність 8 і 5-предикторів RF-моделей є порівнянною.

Найнижча нормалізована RMSE і найвищі коефіцієнти кореляції показані в RF-моделі з 8-ма або 5-ма предикторами. Варто зазначити, що RF-модель з 5 параметрами найкраще працює в регіонах з низькою щільністю населення (менше 100 осіб/квдратну милю), тоді як RF-модель з 8-ми параметрами показує найкращі результати в регіонах із помірною щільністю населення (100–1000 осіб/квдратну милю). Модель RF без змінної погоди (модель з 3-ма параметрами) ніколи не виходить переможцем для жодної групи округів, що свідчить про ефективність використання погодних змінних для прогнозування випадків COVID-19. Підводячи підсумок, додавання погодних змінних, зокрема температури та питомої вологості, покращує продуктивність моделі RF при оцінці випадків COVID-19.

Таблиця 2.2 – NRMSE між оціненим і спостережуваним NewC у наборі даних перевірки

Щільність населення округу [чоловік/квдратну милю]	NRMSE		
	RF1 (8-параметрів)	RF2 (5-параметрів)	RF3 (3-параметри)
>5000	0,98	1,05	1,09
1000–5000	1,35	1,30	1,57
500–1000	1,35	1,43	1,55
100–500	2,74	3,09	3,31
10–100	3,28	2,84	3,08
0,1–10	4,29	4,06	4,88
Усі випробувальні округи	3,46	3,56	3,96

Таблиця 2.3 – CORR між оціненим і спостережуваним набором даних перевірки NewC

Щільність населення округу [чоловік/квадратну милю]	CORR		
	Модель RF, версія 1 (8- провісник)	Модель RF, версія 2 (5- провісник)	Модель RF, версія 3 (3- провісник)
>5000	0,944	0,938	0,91
1000–5000	0,75	0,76	0,64
500–1000	0,66	0,63	0,58
100–500	0,76	0,75	0,65
10–100	0,52	0,60	0,51
0,1–10	0,57	0,59	0,50
Усі випробувальні округи	0,84	0,85	0,77

Загалом, RF-моделі демонструють конкурентні результати у версії з 8-ми і 5-провісниками (таблиця 2.2, таблиця 2.3), які вказують на те, що найважливішими погодними змінними є температура та вологість. Однак механізм впливу температури та вологості на передачу COVID-19 є складним. Існує кілька гіпотез, які можуть пояснити таке явище.

По-перше, на передачу COVID-19 сильно впливає соціальна діяльність, яка зазвичай чутлива до температури. Люди, як правило, збираються всередині в холодні та спекотні дні, але схильні до активного відпочинку в теплу погоду. Враховуючи, що вірус поширюється ефективніше, коли люди живуть у обмежених приміщеннях, зміна температури може мати непрямий вплив на передачу COVID-19. Вологість є ще одним ключовим фактором погоди для передачі COVID-19, оскільки аерозольне поширення вірусу, можливо, залежить від вологості та температури навколишнього середовища. У роботі [20] дослідили 20 експериментів, проведених для різних значень відносної вологості в діапазоні від 20% до 80% і різних температур (5 °C, 20 °C або 30 °C), що вказує на те, що як холодні, так і сухі умови сприяють передачі вірусу. Їхні результати

можуть частково пояснити вирішальне значення вологості та температури, які ми спостерігаємо в розроблених нами RF-моделях.

Як описано вище, всі представлені RF-моделі, побудовані з використанням щоденних максимальних значень погодних змінних (за винятком опадів). Для більш повного розуміння впливу погодних умов у моделях також перевіряються змінні середньодобової погоди. Однак RF-модель, заснована на середньодобових змінних погоди, виявляється дещо, але постійно менш точною, ніж модель, що базується на максимальних щоденних погодних змінних, для оцінки NewC (таблиця 2.4). Можливе пояснення полягає в тому, що максимальне значення погодних змінних (наприклад, максимальна добова температура) може мати більший вплив на соціальну активність людей, ніж середні значення, і, отже, матиме сильніший вплив на передачу COVID-19.

Таблиця 2.4 – Порівняння характеристик радіочастотної моделі з щоденними максимальними та середньодобовими змінними погоди.

Модель	NRMSE		CORR	
	Максимальні значення параметрів погоди	Середньодобові значення параметрів погоди	Максимальні значення параметрів погоди	Середньодобові значення параметрів погоди
Модель RF 1 (8-параметрів, з них 5 пов'язані з погодою)	3,46	3,85	0,84	0,82
Модель RF 2 (5-параметрів, з них 3 пов'язані з погодою)	3,56	3,34	0,85	0,84

Крім того, варто зазначити, що на процес збору даних, особливо щодо щоденної кількості випадків COVID-19, можуть вплинути деякі невизначеності. Наприклад, кількість зареєстрованих випадків має тенденцію до зменшення у вихідні дні через графік роботи лабораторії; затримки тестування або звітності можуть статися за багатьох обставин; на кількість випадків також може вплинути доступність ресурсів тестування в регіоні тощо.

Усі ці фактори вносять невизначеність у вихідний набір даних, таким чином, впливають на точність моделі.

РОЗДІЛ 3. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ

3.1 Інформаційно-психологічні небезпеки

Сучасні реалії постіндустріального суспільства, зумовлені значним ростом інформації, відкривають ще одну сферу життєдіяльності людини – інформаційну. Сучасні засоби комунікації і обробки інформації створили принципово нові умови існування людини, що зумовило появу грандіозного проекту об'єднання національних інформаційних і телекомунікаційних структур в глобальну інформаційну інфраструктуру.

Життєдіяльність людини реалізується одночасно зі світом природи і у специфічному для людського суспільства інформаційному середовищі, що має свої закономірності розвитку і функціонування. Інформаційна сфера стає такою ж важливою складовою суспільного життя, як економічна, виробнича, побутова, політична, військова та ін. Нові інформаційні технології, засоби масової комунікації багатократно підсилили можливості впливу на свідомість і підсвідомість як окремої людини, так і на великі групи людей та населення країни загалом.

Інформаційна сфера – сукупність таких елементів:

- об'єкти інформаційної взаємодії чи впливу;
- особисто інформація, призначена для використання суб'єктами інформаційної сфери;
- інформаційна інфраструктура, що забезпечує можливість здійснення обміну інформацією між суб'єктами;
- суспільні відносини, що складаються у зв'язку з формуванням, переданням, розповсюдженням і збереженням інформації.

Особистість, активний соціальний суб'єкт, його психіка піддаються безпосередньому впливу інформаційних чинників (передумов, що чинять опір

чи утруднюють формування і функціонування адекватної інформаційно-орієнтуючої основи суспільної поведінки людини (життєдіяльності у суспільстві)), які трансформуються, через його поведінку, діяльність (бездіяльність), здійснюють деструктивний, дисфункційний вплив на його життєдіяльність.

До основних загроз інформаційно-психологічної безпеки відносять можливість настання негативних наслідків для суб'єктів, що піддаються інформаційно-психологічному впливу, які виражаються в таких формах:

- нанесення шкоди здоров'ю людини;
- блокування на неусвідомленому рівні волі, волевиявлення людини, штучне привиття їй синдрому залежності;
- втрата здатності до політичної, культурної, моральної самоідентифікації людини;
- маніпуляція суспільною свідомістю;
- руйнування єдиного інформаційного і духовного простору України, традиційних устроїв суспільства і суспільної моральності, а також порушення інших життєво важливих інтересів особистості, суспільства, держави. Наприклад, культ жорстокості, насильства, порнографії, розбещеності тощо, які пропагують у засобах масової інформації, друкованих виданнях, комп'ютерних іграх, мережі Інтернет веде до неусвідомленого бажання у підлітків і молоді, а також дорослих з нестійкою психікою, копіювати запропоновані моделі поведінки. Цей вид пропаганди знижує рівень порогових обмежень і правових заборон, що поряд з іншими умовами відкриває шлях для багатьох правопорушень. Це своєю чергою наносить непоправну шкоду не тільки окремій особистості, але й суттєві збитки національним інтересам країни.

Отже, джерелом інформаційно-психологічної небезпеки є та частина інформаційного середовища, яка через визначені причини неадекватно відображає реалії, вводить в оману людину, засліплює її ілюзією.

Інформаційно-психологічні загрози зумовлені розробкою, виготовленням, розповсюдженням та використанням суб'єктами негативних інформаційно-психологічних впливів, спеціальних засобів і методів такого впливу.

Концепція інформаційно-психологічної безпеки.

Сучасне розуміння безпеки в контексті врахування відношення інтересів особистості, суспільства і держави висуває завдання розгляду нового аспекту цієї проблеми – безпеки в інформаційній сфері життєдіяльності людини, тобто інформаційно-психологічної безпеки.

В інформаційному середовищі, що є складовим системним утворенням, виділяється процесуальна складова як найбільш динамічна і змінна її частина – інформаційно-комунікативні процеси, які активно впливають на індивідуальну, групову і суспільну психологію (індивідуальну, групову, масову свідомість). Маніпулюючи станом інформаційного середовища, змінюється стан духовної сфери суспільства, деформація і деструктивні зміни якої у формі психоемоційної і соціальної напруженості, спотворених норм і неадекватних соціальних стереотипів і установок, оманливих і неприродних орієнтацій та цінностей. Це своєю чергою впливає на стан і процеси у всіх основних сферах суспільного життя, в тому числі політичній і економічній.

Вперше у пострадянському просторі про проблему інформаційно-психологічної безпеки було зазначено в листопаді 1995 р. на науково-практичній конференції, організованій Інститутом психології Російської академії наук. На цій та подальших конференціях було розкрито роль знання технологій інформаційно-психологічного впливу, метою якого є маніпуляція, для вироблення напрямів реформування психологічного захисту особистості і особистої інформаційно-психологічної безпеки.

Згідно з дослідженнями Г.В. Грачова, І.К. Мельника, інформаційно-психологічну безпеку особистості визначають такими основними причинами:

Зростання тиску інформаційного середовища визначає необхідність формування нових механізмів та засобів виживання людини як особистості й активного соціального суб'єкта у сучасному суспільстві.

Взаємодія психіки людини з інформаційним середовищем відрізняється якісною специфікою і не має аналогів у комунікації інших біологічних, технічних, соціальних і соціотехнічних структур.

Основною і центральною "мішенню" інформаційного впливу є людина, її психіка.

Отже, інформаційно-психологічну безпеку можливо розглядати як стан захищеності особистості, різних соціальних груп і об'єднань людей від дій, впливів, які здатні проти їхньої волі і бажання змінити психічні стани та психологічні характеристики людини, модифікувати її поведінку і обмежувати свободу вибору, зумовило потребу переосмислення інформаційної взаємодії, а також деяких інших соціально-психологічних процесів і явищ у сучасному суспільстві.

Інформаційно-психологічна безпека – стан захищеності окремих осіб чи груп осіб від негативних інформаційно-психологічних впливів і пов'язаних з цим інших життєво важливих інтересів особистості, суспільства, держави в інформаційному середовищі.

Негативний інформаційно-психологічний вплив – процес зміни психічних станів і характеристик людей під впливом інформаційно-комунікативних процесів як динамічного компонента інформаційного середовища. Цей вплив спрямований на людину чи групу осіб (у тому числі без їхньої згоди) з метою примусу до визначеної поведінки, оцінки ситуації, керування та корекції індивідуальної та колективної свідомості. Він здійснюється з використанням спеціальних засобів і методів впливу на психіку людини, унаслідок чого він приводить до негативних наслідків для особистості, суспільства і держави.

Спеціальні засоби впливу – технічні і програмні засоби, що використовують для використання з метою негативного інформаційно-психологічного впливу на людину чи групу людей.

Спеціальні методи впливу – послідовність прийомів впливу на психіку людини, використання яких приводить до негативних наслідків для особистості, суспільства та держави.

Головним об'єктом забезпечення інформаційно-психологічної безпеки в інформаційному середовищі у сфері індивідуальної безпеки є усвідомлення інформації, здатність людини адекватно сприймати навколишню дійсність, своє місце в зовнішньому світі, формувати відповідно до свого життєвого досвіду визначені переконання і приймати стосовно них рішення. У сприйнятті інформації має бути присутнім здорове почуття сумніву, тобто інформацію потрібно по змозі перевіряти, тестувати.

Інформаційно-психологічна безпека має спиратися на стандарти інформаційно-психологічної безпеки – затверджені у визначеному порядку інформаційно-психологічного впливу, який не викликає негативних наслідків для психіки людини.

3.2 Аналіз небезпеки і шкідливості при розробці програмного забезпечення

Організація робочого місця розробника ПЗ впливає на його працездатність.

У своїй діяльності розробник використовує комп'ютер, пристрої збереження інформації, а тому є необхідність забезпечення зручного доступу до всіх технічних засобів. Тому в даному розділі докладніше розглянемо відомості про систему ергономічних норм і принципів організації робочого місця, на котрому проводяться роботи зі створення модуля збору статистики.

Під робочим місцем розуміється зона, оснащена необхідними технічними засобами, у якій відбувається трудова діяльність виконавця або групи виконавців, які спільно виконують одну роботу або операцію.

Організація робочого місця полягає у виконанні заходів, які забезпечують безпечний і раціональний трудовий процес і ефективне використання знарядь та предметів праці, що підвищує продуктивність праці і знижує стомлюваність працівника.

Організація робочого місця залежить від характеру розв'язуваних задач і особливостей предметно-просторового оточення, що визначають робоче положення тіла і можливість пауз для відпочинку, типи і способи засобів відображення і керування, необхідність у засобах захисту, спецодягу, простору для налагодження і ремонту устаткування.

Одним з компонентів діяльності на робочому місці є робочі рухи. Їхня раціональна організація створює умови для зниження стомлення, резерви для підвищеної працездатності. Просторові характеристики руху оператора визначаються траєкторіями руху і розмірами моторного поля (зони досяжності).

При організації робочого місця необхідно забезпечити нормальні умови огляду. Зону огляду описує кут, вершина якого знаходиться в центрі ока, а сторони складають границі, в яких людина при фіксованому положенні голови й ока добре розрізняє їхнє місцезнаходження.

У горизонтальній площині цей кут складає 300 – 400. При організації робочого місця кут огляду можна взяти 500 – 600, включаючи зону менш ясного огляду. Допустимий кут огляду по горизонталі 900. У вертикальній площині оптимальний кут огляду 100 вгору і 300 вниз від лінії погляду, а допустимий 300 вгору і 400 вниз від лінії погляду.

Щоб зберегти нормальну гостроту зору, робочу поверхню розташовують від очей на відстані від 0,3 м до 0,75 м. Робочі меблі повинні бути зручними для виконання робочих операцій. В даному випадку робочий стіл є основним устаткуванням. Особливо важливе значення має висота столу, його

конструкція, яка повинна передбачати шухляди для розміщення інструментів, документації.

Важливе значення має конструкція робочих крісел. Погано підібрані крісла можуть бути причиною надмірної стомлюваності.

Нахил і висота крісла повинні регулюватися відповідно до висоти робочої поверхні і росту працюючого. Рекомендована ширина крісла 370 – 400 мм, глибина 370 – 420 мм, висота спинки 370 – 1000 мм від рівня крісла. Для розміщення ніг необхідно передбачити вільний простір під робочою площиною [21].

Праця людини, що протікає в умовах надмірного нервово-емоційного напруження, довготривалих статичних навантажень, обмеженої рухової активності призводить до неврозів, відхилень у психіці, захворювань опорно-рухового апарату, серцево-судинної системи тощо. Комп'ютери, телебачення, системи зв'язку та інші засоби, що використовують досягнення радіоелектроніки, є генераторами цілої низки електромагнітних випромінювань, вплив яких на організм людини ще не зовсім вивчений.

З широким впровадженням автоматизації та комп'ютеризації виникла потреба врахування психологічних можливостей людини, таких як швидкість реакції, особливості пам'яті та уваги, емоційний стан та ін. Поява операторської діяльності призвела до суттєвих змін у фаховій структурі праці. Зменшились фізична важкість праці, ризик виробничого травматизму, однак разом з тим, на працюючу людину посилюється вплив нових, раніше не відомих чи мало вивчених несприятливих виробничих факторів фізичного, хімічного і особливо психофізіологічного характеру.

Проте, розвиток сучасної обчислювальної техніки відбувається не лише у бік покращення її технічних параметрів, але також звертається увага безпеку використання цієї техніки людиною шляхом зменшення потужності випромінювачів, зменшенням рівня випромінювання з моніторів, зменшення напруг живлення, покращення ергономічних характеристик.

ВИСНОВКИ

У дослідженні було представлено традиційний статичний підхід і алгоритм машинного навчання для аналізу впливу факторів погоди, демографічних та соціальної активності на передачу COVID-19 з точки зору реєстрації кількості щоденних випадків COVID-19 (тобто NewC) для всіх округів CONUS. Зокрема, ми розглянули 8 факторів: населення округу, щільність населення округу, SDI округу (тобто індекс соціальної дистанції) та 5 щоденних змінних погоди (температура повітря, питома вологість, короткохвильове випромінювання, загальна кількість опадів та швидкість вітру).

Традиційний статистичний підхід (тобто коефіцієнти кореляції між кожним фактором погоди та NewC) показує слабкі коефіцієнти кореляції між значеннями NewC та більшістю погодних факторів, тоді як опади не показують жодної кореляції з NewC.

Підхід машинного навчання використовує модель випадкового лісу, щоб оцінити щоденні значення NewC на рівні округу за 8 факторами, згаданими вище. Три версії моделі RF тестуються з використанням різних підмножин із 8 факторів (таблиця 1.1). Перевірки трьох моделей RF показують, що загальне значення коефіцієнта кореляції між добовими випадками COVID-19, оціненими за допомогою моделі випадкового лісу, та спостережуваними становить близько 0,85. Результати також показують, що найважливішими параметрами в RF-моделі для оцінки NewC є кількість населення та щільність населення, за якими слідує SDI та 5 погодних змінних. Температура та питома вологість важливіші за короткохвильове випромінювання, швидкість вітру та опади. Опади є найменш важливим параметром у моделі RF, що узгоджується з результатом традиційного статистичного підходу.

Більшість змінних погоди в моделях RF, представлених у цьому дослідженні, засновані на їх добовому максимальному значенні, за винятком

опадів. Середньодобові змінні погоди також перевіряються в моделях, але виявлено, що вони менш точні, ніж модель на основі максимальної щоденної погоди (таблиця 2.4).

Очевидно, що одного дослідження тут недостатньо, щоб повністю вирішити питання про те, як погодні умови та соціальна активність впливають на передачу COVID-19. Але безсумнівно також, що представлена робота успішно продемонструвала систематичну та надійну структуру для вирішення механіки передачі COVID-19 щодо різноманітних погодних умов.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Kucharski Adam J., Russell Timothy W., Diamond Charlie, Liu Yang, Edmunds John, Funk Sebastian, Rosalind M., Eggo, et al. Early dynamics of transmission and control of COVID-19: a mathematical modelling study. *Lancet Infect. Dis.* 2020; 20: 553–558.
2. Davahli Mohammad Reza, Fiok Krzysztof, Karwowski Waldemar, Aljuaid Awad M., Taiar Redha. Predicting the dynamics of the COVID-19 pandemic in the United States using graph theory-based neural networks. *Int. J. Environ. Res. Publ. Health.* 2021;18:3834.
3. Sapkota Nabin, Karwowski Waldemar, Reza Davahli Mohammad, Al-Juaid Awad, Taiar Redha, Murata Atsuo, Wrobel Grzegorz, Marek Tadeusz. The chaotic behavior of the spread of infection during the COVID-19 pandemic in the United States and globally. *IEEE Access.* 2021;9:80692–80702.
4. Goodell John W. COVID-19 and finance: agendas for future research. *Finance Res. Lett.* 2020;35:101512.
5. Melo-Oliveira, Eduarda Maria, Sá-Caputo Danúbia, José Alexandre Bachur, Paineiras-Domingos Laisa Liane, Sonza Anelise, Ana Cristina Lacerda, Mendonça Vanessa, Seixas Adérito, Taiar Redha, Bernardo-Filho Mario. Reported quality of life in countries with cases of COVID19: a systematic review. *Expet Rev. Respir. Med.* 2021;15:213–220.
6. Fiok Krzysztof, Karwowski Waldemar, Gutierrez Edgar, Saeidi Maham, Aljuaid Awad M., Reza Davahli Mohammad, Taiar Redha, Marek Tadeusz, Sawyer Ben D. A study of the effects of the COVID-19 pandemic on the experience of back pain reported on Twitter® in the United States: a natural language processing approach. *Int. J. Environ. Res. Publ. Health.* 2021;18:4543.
7. Sonza Anelise, da Cunha de Sá-Caputo Danúbia, Sartorio Alessandro, Tamini Sofia, Seixas Adérito, Borja Sanudo, Süßenbach Jessica, Marcello Montillo Provenza, Xavier Vinicius Layter, Taiar Redha, Bernardo-Filho Mario. COVID-19

lockdown and the behavior change on physical exercise, pain and psychological well-being: an international multicentric study. *Int. J. Environ. Res. Publ. Health.* 2021;18:3810.

8. Amankwah-Amoah Joseph. COVID-19 pandemic and innovation activities in the global airline industry: a review. *Environ. Int.* 2021; 156: 106719.

9. World Health Organization. 2020. Coronavirus Disease (COVID-19): Similarities and Differences with Influenza. <https://www.who.int/news-room/q-a-detail/coronavirus-disease-covid-19-similarities-and-differences-with-influenza>

10. Wu Yu, Jing Wenzhan, Liu Jue, Ma Qiuyue, Yuan Jie, Wang Yaping, Du Min, Liu Min. Effects of temperature and humidity on the daily new cases and new deaths of COVID-19 in 166 countries. *Sci. Total Environ.* 2020.

11. Chen Biqing, Liang Hao, Yuan Xiaomin, Hu Yingying, Xu Miao, Zhao Yating, Zhang Binfen, Tian Fang, Zhu Xuejun. Roles of meteorological conditions in COVID-19 transmission on a worldwide scale. *MedRxiv*, preprint. 2020.

12. Wang Jingyuan, Tang Ke, Feng Kai, Lin Xin, Lv Weifeng, Chen Kun, Wang Fei. Impact of temperature and relative humidity on the transmission of COVID-19: a modelling study in China and the United States. *BMJ open.* 2021;11.

13. Haque Syed Emdadul, Rahman Mosiur. Association between temperature, humidity, and COVID-19 outbreaks in Bangladesh. *Environ. Sci. Pol.* 2020; 114: 253–255.

14. Mofijur M., Rizwanul Fattah I.M., Saiful Islam A.B.M., Uddin M.N., Ashrafur Rahman S.M., Chowdhury M.A., Alam Md Asraful, Uddin Md. Relationship between weather variables and new daily COVID-19 cases in dhaka, Bangladesh. *Sustainability.* 2020;12:8319.

15. He Zonglin, Chin Yiqiao, Yu Shinning, Huang Jian, Zhang Casper JP., Zhu Ke, Azarakhsh Nima, Sheng Jie, Yi He, Jayavanth Pallavi, Liu Qian, O Akinwunmi Babatunde, Ming Wai-Kit. The influence of average temperature and relative humidity on new cases of COVID-19: time-series analysis. *JMIR Public Health and Surveillance.* 2021;7.

16. Zhang, Lei, et al. "Interactive covid-19 mobility impact and social distancing analysis platform." *Transportation Research Record* (2020): 03611981211043813.
17. Mitchell, Kenneth E., et al. "The multi-institution North American Land Data Assimilation System (NLDAS): Utilizing multiple GCIP products and partners in a continental distributed hydrological modeling system." *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 109.D7 (2004).
18. Breiman, L. "Random forests *Mach Learn* 45 (1): 5–32." (2001).
19. Liaw, Andy, and Matthew Wiener. "Classification and regression by randomForest." *R news* 2.3 (2002): 18-22.
20. Lowen, Anice C., et al. "Influenza virus transmission is dependent on relative humidity and temperature." *PLoS pathogens* 3.10 (2007): e151.
21. Жидецький Валерій Цезарійович. Охорона праці користувачів комп'ютерів / Українська академія друкарства. – Л. : Афіша, 2000. – 174с.
22. Скобло Юрій Семенович, Цапко Валентин Григорович, Мазоренко Дмитро Іванович, Тіщенко Леонід Миколайович. Безпека життєдіяльності: Навч. посіб. / Валентин Григорович Цапко (ред.). – 3.вид., стер. – К. : Знання, 2004. – 400с. : іл.