

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

факультет інформаційних технологій
кафедра програмних систем і технологій

На правах рукопису

УДК _____

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

Тема «Інформаційна технологія прогнозування виробки електростанції»
Спеціальність 121 «Інженерія програмного забезпечення»
або 6.050103 Програмна інженерія»

Виконав студент
ІЗМ-21 _____ М.Ю. Трофименко/
(шифр (підпис) (дата) (розшифровка
групи) підпису)

Науковий керівник
к.т.н, доц. _____ О.С. Бичков/
(посада) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

Робота допущена до захисту
на засіданні кафедри протокол № 10 від «3» червня 2021
завідувач кафедри Програмних систем і технологій

2021

Рішенням Екзаменаційної комісії
випускна кваліфікаційна робота студента

захищена з оцінкою

Голова Екзаменаційної комісії

професор, доктор техн. наук Онищенко В.В.

Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Факультет інформаційних технологій
Кафедра програмних систем і технологій
Спеціальність 121 «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри
 програмних систем і технологій
 _____ (О.С.Бичков)
 „___” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

**НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ
 СТУДЕНТУ**

Трофименко Маргариті Юріївні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема випускної кваліфікаційної магістерської роботи “Інформаційна технологія прогнозування виробки електростанції”

Керівник проекту (роботи) Бичков Олексій Сергійович, к.т.н.,
 доцент _____

затверджені наказом вищого навчального закладу від „___” _____ 20__ р. № _____

2. Строк здачі студентом закінченої роботи _____

3. Вихідні дані до роботи _____

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

1.Огляд літератури та сучасних підходів вирішення проблеми прогнозування виробітку ВЕС

2. Дослідження і побудова моделі прогнозування швидкості вітру

3. Розробка і тестування ПЗ

5. Консультанти з роботи із зазначенням розділів роботи, що їх стосуються

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

6. Дата видачі завдання _____

Керівник _____
(підпис) (розшифровка підпису)

Завдання прийняв до виконання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Номер і назва етапів бакалаврської роботи	Термін виконання етапів роботи	Відмітка про виконання етапів роботи	Примітка
1. Постановка задачі			
2. Дослідження предметної області			
3. Аналіз концепцій та алгоритмів			
4. Розробка алгоритмічних моделей вирішення вказаних проблем			
5. Програмна реалізація 5.1. Розробка модулів 5.2. Тестування модулів			
6. Оформлення і друк пояснювальної записки			
7. Оформлення презентації			
8. захист			

Студент – магістр _____
(підпис) (розшифровка підпису)

Керівник роботи _____
(підпис) (розшифровка підпису)

АНОТАЦІЯ

Випускна кваліфікаційна магістерська робота: 67 с., 31 рис., 11 табл., 30 джерел.

Тема: Інформація технологія прогнозування виробки електростанції.

Об'єкт дослідження: статистичні данні погодних умов однієї місцевості, зібрані погодинно за 10 років.

Предмет дослідження: технологія прогнозування потужності вітру на короткостроковому відрізку часу, досліджуються проблеми впливу вихідних даних на кінцеве рішення.

Мета роботи: розробка програмного застосунку прогнозування потужності вітру на короткостроковому відрізку часу та побудова інтерфейсу для аналізу потужності енергомережі у регіоні.

Результати дослідження:

Досліджено можливості застосування статистичного аналізу теорії часових рядів до виділених задач програмної інженерії. Запропоновано формально-логічний підхід до прогнозування потужності вітру. Підібрана та виконана програмна реалізація алгоритму моделі ARMA (Autoregressive Moving Average). Розроблено ПЗ для аналізу потужності енергомережі.

Висновок:

В результаті роботи було розроблено програмне забезпечення, що вирішує проблему прогнозування виробки електростанції відновлювальної енергетики.

ВІДНОВЛЮВАЛЬНА ЕНЕРГЕТИКА, СТАТИСТИЧНІ ДАННІ, АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ, МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ.

АНОТАЦИЯ

Выпускная квалификационная магистерская работа: 67 с., 31 рис., 11 табл., 30 источников.

Тема: Информационная технология прогнозирования выработки электростанции.

Объект исследования: статистические данные погодных условий одной местности, собранные почасово за 10 лет.

Предмет исследования: технология прогнозирования мощности ветра на краткосрочном отрезке времени, исследуются проблемы влияния исходных данных на конечное решение.

Цель работы: разработка программного обеспечения прогнозирования мощности ветра на краткосрочном отрезке времени и построение интерфейса для анализа мощности энергосети в регионе.

Результаты исследования:

Исследованы возможности применения статистического анализа теории временных рядов к выделенным задачам программной инженерии. Предложено формально-логический подход к прогнозированию мощности ветра. Подобранны и выполнена программная реализация алгоритма модели ARMA (Autoregressive Moving Average). Разработано ПО для анализа мощности энергосети.

Вывод:

В результате работы было разработано программное обеспечение, которое решает проблему прогнозирования выработки электростанции возобновляемой энергетики.

ВОЗОБНОВЛЯЕМАЯ ЭНЕРГЕТИКА, СТАТИСТИЧЕСКИЕ ДАННЫЕ, АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ, МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ.

ANNOTATION

Final qualifying bachelor's work: 67 p., 31 fig., 11 tab., 30 sources.

Topic: Information technology of power plant production forecasting.

Research object: statistical data of weather conditions of one area, collected hourly for 10 years.

Research subject: the technology of wind power forecasting in a short period of time, investigated the problems of the input data's influence on the final solution.

Purpose: software application development for wind power forecasting in a short period of time and building an interface for power analyzing of the grid in the region.

The results of the study:

The possibilities of applying the statistical analysis of the theory of time series to the selected tasks of software engineering are investigated. A formal-logical approach to wind power forecasting is proposed. Selected and built software implementation of the ARMA (Autoregressive Moving Average) model. Developed solution for power analyzing.

Conclusion:

As a result of the work, software was developed that solves the problem of predicting the energy production of a renewable energy power plant.

RENEWABLE ENERGY, STATISTICAL DATA, TIME SERIES ANALYSIS, MATHEMATICAL MODEL.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	9
ВСТУП.....	10
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ	15
1.1 Горизонти прогнозування.....	15
1.2 Методології прогнозування.....	16
1.2.1 Методи стійкості.....	16
1.2.2 Фізичні методи.....	16
1.2.3 Статистичні методи.....	17
1.2.4 Гібридний підхід.....	22
1.3 Методи порівняння різних моделей	24
1.3.1 Точність	24
1.3.2 Час виконання	26
1.3.3 Порівняльна таблиця.....	26
1.4 Висновки.....	28
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ І ПОБУДОВА МОДЕЛІ ARIMA.....	29
2.1 Теоретичні відомості про модель ARIMA	29
2.2 Дослідження вхідних даних	29
2.3 Побудова та оцінка моделі.....	37
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПЗ	46
3.1 Специфікація вимог.....	46
3.1.1 Загальний опис ПЗ.....	46
3.1.2 Функціональність системи	46
3.1.3 Нефункціональні вимоги	52
3.2 Інженерія ПЗ.....	52
3.3 Архітектура ПЗ	56
3.4 Об'єктно орієнтоване програмування.....	59
РОЗДІЛ 4. РЕЗУЛЬТАТИ ТЕСТУВАННЯ ПЗ	62
ВИСНОВКИ.....	67
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ВЕС	–	вітрова електростанція
ДС	–	джерело споживання
ПЗ	–	програмне забезпечення
ТЕС	–	теплоелектростанція
(A)WNN	–	(adaptive) wavelet neural network – ((адаптивна) вейвлет-нейронна мережа)
ANN	–	Artificial neural network (штучна нейронна мережа)
ARMA	–	AutoRegressive Moving Average (Модель авторегресії — ковзного середнього)
CNN	–	Convolutional neural network (згорткова нейронна мережа)
MAE	–	Median absolute error (середня абсолютна похибка)
MLP	–	Multilayer perceptron (багатошаровий перцептрон)
NRMSE	–	Normalized root mean square error (мінімальна нормована середньоквадратична помилка)
NWP	–	Numerical weather prediction (числовий прогноз погоди)
RBFFNN	–	Radial basis function neural network (нейронна мережа з радіальною базовою функцією)
RMSE	–	Root mean square error (мінімальна нормована середньоквадратична помилка)
SCADA	–	Supervisory Control And Data Acquisition (набір даних моніторингового контролю та збору даних)

ВСТУП

Актуальність роботи. В сучасному світі енергетична інфраструктура є основою існування та розвитку будь-якої держави. Основним завданням електроенергетики є стале, безпечне, надійне та якісне постачання електричної енергії всім категоріям споживачів: промисловості, сільського господарства, населенню, транспорту, житлово-комунальним господарствам тощо.

В силу фізичних особливостей електричної енергії, як енергоносія, її споживання проводиться одночасно з виробництвом та відпуском в електричну мережу. Наразі системи накопичення електроенергії знаходяться на початковій стадії розвитку і не охоплюють всіх потреб суспільства в накопиченні та зберіганні її в достатньої кількості.

Тому основним принципом роботи будь-якої електроенергетичної системи є дотримання балансу між виробництвом та споживанням електроенергії в режимі реального часу. Дотримання такого енергобалансу можливо за рахунок використання власних енергетичних джерел, що генерують електричну енергію – електростанцій або імпорту/експорту електричної енергії з прилеглих енергорайонів чи сусідніх країн.

Забезпеченість власними енергетичними джерелами та збалансованість енергосистеми внутрішніми генеруючими потужностями є запорукою енергетичної безпеки України, сталого розвитку економіки, покриття соціальних потреб населення та хеджування ризиків відключення великої кількості споживачів - блекаутів.

Основою електроенергетики нашої держави є Об'єднана енергетична система (ОЕС) України, яка здійснює централізоване забезпечення електроенергією внутрішніх споживачів, взаємодіє з енергосистемами суміжних країн, забезпечує експорт і імпорт електроенергії. Вона поєднує енергогенеруючі потужності, розподільчі мережі регіонів України, пов'язані між собою системоутворюючими лініями електропередач напругою 220–750 кВ.

В ОЕС України працюють два типи генеруючих потужностей:

- електростанції гарантованої потужності - електростанції, які мають можливість регулювати свою потужність у відповідності із заданим добовим графіком. Таких електростанцій в ОЕС України більшість і до них відносяться атомні електростанції, теплові електростанції, теплоелектроцентралі, гідроелектростанції, біопаливні електростанції. Робота таких електростанцій є контрольованою і гарно піддається прогнозуванню;

- електростанції негарантованої потужності - електростанції, які використовують нестабільний природний енергоресурс (вітрову чи сонячну енергію), в результаті чого вони мають обмежену можливість або зовсім не мають можливості регулювати свою потужність у відповідності із заданим добовим графіком. До цих типів електростанцій відносяться сонячні та вітрові електростанції, частка яких в енергетиці України за останні 2 роки зросла в чотири рази.

Таким чином, в ОЕС України значно зростає вплив електростанцій негарантованої потужності, через що питання точності прогнозування їх потужності або виробітку електроенергії на коротких проміжках часу – від 1 години до 1-2 діб є найбільш важливим для забезпечення поточних балансів виробництва/споживання електричної енергії та покриття небалансів від їх стохастичного характеру за рахунок залучення до регулювання потужності гарантованих традиційних джерел електроенергії (АЕС, ТЕС, ТЕС, ГЕС тощо).

Великою нерівномірністю та ступенем невизначеності прогнозного графіку виробництва електроенергії характеризуються вітрові електростанції, що в переважній більшості являють собою вітрові парки – комплекси з виробництва електроенергії, що об'єднують декілька десятків вітрових турбін (вітряків), щогли вітровиміру та інші допоміжні елементи, що розподілено розташовані на досить великій площині земельних ділянок.

Вітропарки розташовують в районах з високим вітровим навантаженням (достатньою швидкістю вітру на висоті встановлення вітротурбін) та

максимальною кількістю вітряних діб. Для України ці регіони розташовані в західній та південній частинах країни.

Існуючі на поточний час методи прогнозування виробництва вітрових електростанцій на коротких проміжках часу мають недостатню точність та інтерактивність, що призводить до нераціонального використання балансуючих потужностей традиційної генерації або обмежень потужності відновлювальних джерел енергії.

В зв'язку із вищевикладеним в дипломній роботі розглядається застосування сучасних методів та підходів в моделюванні та прогнозуванні з метою підвищення точності та забезпечення необхідного рівня інтерактивності прогнозів навантажень вітрових електростанцій на короткостроковий період (від 1 до 48 годин).

Порівняння роботи з відомими розв'язаннями проблеми

Дослідження по прогнозуванню потужності вітру розпочалися нещодавно, лише близько десяти років тому [M. Duran, 2007, Gallego 2011]. В своїх роботах автори використовують time series моделі на основі ARMA (ковзного середнього). Вони показали високу точність для короткострокового прогнозування. В даній роботі також використовується дана модель.

Паралельно з цим досліджувалися моделі ANN [Sideratos, 2007, De Giorgi 2011]. Вони вважаються одними з найбільш широко використовуваних методів для прогнозування потужності вітру, оскільки можуть визначити нелінійні залежності між вхідними властивостями і вихідною інформацією. Різні версії нейронної мережі публікували [Pelletier 2016] – MLP (багатошаровий перцептрон), [Xu and Mao, 2016] – ENN (мережа Елмана), [Jyothis and Rao, 2016] – AWNN (адаптивна вейвлет-нейронна мережа) та інші.

Пізніше науковці почали займатися дослідженням гібридних моделей. Можна виокремити такі роботи: [Hong and Rioflordio 2019] – CNN & RBFNN, Lin et al. – IF (Isolation forest) & CNN, [Marcos et al.] – поєднання фізичної і статистичної моделі.

Отже у даній роботі був проведений аналіз багатьох існуючих методів прогнозування потужності вітру та обраний і реалізований найбільш сучасний алгоритм, що показує високу ефективність та точність порівняно з іншими подібними алгоритмами.

Мета і задачі дослідження

Метою магістерської роботи є розробка формальних та програмних методів прогнозування потужності вітру на короткому проміжку та подальший обрахунок виробки вітрової електростанції.

Досліджувана модель повинна показувати високу ефективність та похибку RMSE до 10%. Основною вимогою є можливість отримати погодинний прогноз виробки вітрової електростанції на період – одна доба (24 години).

Досягнення мети включало розв'язання таких задач:

- 1) огляд існуючих методологій прогнозування в залежності від горизонту прогнозування (негайне, короткострокове, довгострокове);
- 2) аналіз та порівняння фізичних та статистичних методів прогнозування;
- 3) глибокий аналіз статистичних методів – ANN та ARMA;
- 4) вибір релевантної моделі та обґрунтування доцільності її використання;
- 5) програмна реалізація алгоритму прогнозування потужності вітру, побудова інтерфейсу для аналізу потужності енергомережі у регіоні.

Об'єктом дослідження є статистичні данні погодних умов однієї місцевості, зібрані погодинно за 10 років.

Предметом дослідження технологія прогнозування потужності вітру на короткому проміжку, досліджуються проблеми впливу вихідних даних на кінцеве рішення.

Методи дослідження

Для побудови формальної логічної моделі прогнозування потужності вітру використовується статистичний аналіз, а саме теорія часових рядів.

Наукова новизна отриманих результатів

Досліджено можливості застосування теорії часових рядів до виділених задач програмної інженерії. Запропоновано формально-логічний підхід до прогнозування потужності вітру. Підібрана та виконана програмна реалізація алгоритму моделі ARMA (Autoregressive Moving Average).

Практичне значення одержаних результатів

Матеріали проведеного дослідження покликані вирішити основну з проблем електроенергетики в Україні – дотримання балансу між виробництвом та споживанням електроенергії. Точний прогноз потужності дозволить стимулювати впровадження вітрових електростанцій. Також дані матеріали можуть бути використані під час проведення освітніх занять з точних та інженерних наук, при написанні наукових робіт та при проведенні досліджень в цілому.

Особистий внесок студента

Основним результатом є:

1. Запропонований автором підхід до аналізу потужності енергомережі;
2. Приведена реалізація алгоритму моделі ARMA, процесу побудови математичного виразу.

Апробація результатів випускної кваліфікаційної бакалаврської роботи

Розроблене програмне забезпечення було схвалено і впроваджено в Інституті загальної енергетики Національній академії наук України.

Структура та обсяг роботи

Робота викладена на 67 сторінках друкованого тексту, який складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел (30 найменувань). Робота містить 11 таблиць та 31 рисунок.

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Прогноз потужності вітру надзвичайно важливий для оцінки майбутнього видобутку енергії з одного або декількох вітрогенераторів (вітроелектростанцій). Однак потужність, яку виробляють вітрові турбіни швидко змінюється внаслідок коливань швидкості та напрямку вітру. Вона також залежить від рельєфу місцевості, вологості, дати та часу доби [8]. Такі постійні зміни роблять управління вітроенергетикою складним для розподільчих мереж, де вкрай необхідним є баланс між пропозицією та попитом [2].

Теоретично прогнозування енергії вітру можна класифікувати на основі часових горизонтів або застосованої методології [3].

1.1 Горизонти прогнозування

Залежно від різних функціональних вимог, горизонти прогнозування можна розділити на чотири основні часові шкали, які узагальнено в таблиці 1.1. Варто зазначити, що помилки прогнозування зростають із збільшенням часових горизонтів [8–11].

Таблиця 1.1

Часовий горизонт	Діапазон	Сфери застосування
дуже короткостроковий	від декількох хвилин до 30 хвилин	Управління турбіною, операції мережі в режимі реального часу
короткостроковий	від 30 хвилин до 6 годин	планування відправлення, енергетика
середньостроковий	від 6 годин до 1 дня	Торгівля, прогноз резерву, графіки технічного обслуговування
довгостроковий	від 1 дня до місяця	Експлуатаційні витрати

1.2 Методології прогнозування

Згідно із застосованими методологіями, моделі прогнозування енергії вітру можна додатково розділити на методи стійкості, фізичні методи, моделі часових рядів та штучні нейронні мережі (ANN). Їх відмінності полягають у необхідних вхідних даних, точності в різних часових масштабах та складності процесу.

1.2.1 Методи стійкості

У даному методі, який зазвичай використовується як еталон, потужність вітру в майбутньому буде дорівнювати вимірній потужності в даний час. Цей підхід зазвичай використовують для порівняння з новими методами короткострокового прогнозування, аби виявити покращення їх результатів [9–14]. Точність цього методу може швидко погіршитися із збільшенням шкали часу прогнозування [10]. Окрім простоти та економічності, основною перевагою цього методу є те, що не потрібні ні оцінка параметрів, ні зовнішні змінні [6].

1.2.2 Фізичні методи

Фізичні методи використовують детальну фізичну характеристику для моделювання вітряних турбін. Наприклад, показники шорсткості та рельєфу, а також даних прогнозу погоди температури, тиску тощо. Ці змінні використовуються у складних математичних моделях, які вимагають багато часу для визначення швидкості вітру. Надалі прогнозована швидкість вітру буде занесена до відповідної кривої потужності вітрогенератора (зазвичай надається виробником турбіни) для прогнозування потужності вітру. Цей метод не потребує навчання на основі історичних даних, але залежить від фізичних даних [7].

В останні десятиліття було запропоновано багато фізичних методів. Наприклад, Focken et al. [8] створив фізичний підхід прогнозування потужності вітру до 48 годин вперед. Метод був побудований на фізичному підході, який отримував вхідні дані з моделі прогнозування погоди. Перший шар був

сформований з урахуванням нерівностей та рельєфу. Крім того, для оцінки швидкості вітру на висоті концентратора враховувались повсякденні зміни теплової стратифікації атмосфери [8]. Де Феліче та ін. [9] використовував фізичну модель для прогнозування споживання електроенергії в Італії, враховуючи 14 місяців погодинної температури як вхідні дані. Результати порівняння запропонованого ними методу з найвним підходом за середньою абсолютною похибкою (MAE) показали, що моделі числового прогнозу погоди (NWP) можуть покращити результати прогнозування, особливо для найгарячіших регіонів. Незважаючи на те, що цей метод є, мабуть, найкращим вибором для середньо- та довгострокового прогнозування енергії вітру, він обчислювально складний і тому потребує значних обчислювальних ресурсів [10].

1.2.3 Статистичні методи

Цей метод, як правило, заснований на розробці нелінійних та лінійних взаємозв'язків між даними NWP (такими як швидкість вітру, напрямок та температура вітру) та генерованою потужністю. Тренувальним набором виступають історичні статистичні данні. Потім модель тестується, порівнюючи дані передбачення та он-лайн заміряну потужність вітру. Після цього модель готова прогнозувати на найближчі кілька годин.

Даний метод легкий у розробці та відносно дешевий [11]. Більш того, він поділяється на два підкласи: часові ряди та нейронні мережі.

Моделі часових рядів

Ці моделі, запропоновані Бокс-Дженкінсом, використовують історичні дані для створення математичної моделі, оцінки параметрів та перевірки симуляційної характеристики. Загальна форма моделі може бути представлена як:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad (1.1)$$

Де φ_i – параметр авторегресії, θ_j – середній ковзаючий параметр, a_t – білий шум, p – порядок авторегресії, q – порядок середнього ковзаючого і X_t – передбачена потужність вітру у момент часу t .

Загалом рівняння представляє модель ARMA (AutoRegressive Moving Average), проте якщо p дорівнює нулю, то модель стає MA (модель ковзаючого середнього). В той самий час, коли q дорівнює нулю, то модель стає AR (модель авторегресії). Перевагами даного методу є те, що такі моделі легкі у проектуванні, добре підходять для короткочасного прогнозу прогнозування потужності вітру [12] та швидкі у обчисленнях. Однак вони можуть не забезпечити адекватних результатів прогнозування, особливо коли часові ряди нестационарні [13]. У таблиці 1.2 наведено моделі з двома часовими рядами із специфікаціями вибраних функцій введення, включаючи розмір даних та частоту дискретизації.

Таблиця 1.2

Автор	Метод	Вхідні змінні	Датасет	Розмір датасету	Частота дискретизації
М. Дюран та ін. 2007 [14]	ARX	Швидкість вітру	Вітрові ферми в Іспанії	12 місяців	6 годин
Галего та ін., 2011 [15]	AR model	Швидкість вітру, напрямлення вітру	Вітрові ферми в Німеччині	12 місяців	10 хвилин

Фірат та ін. [16] запропонував статистичну модель, засновану на незалежному аналізі компонентів та AR-модель для прогнозування швидкості вітру. Використовуючи шість років погодинної швидкості вітру вітроелектростанції в Нідерландах, автори стверджували, що запропонована модель може надати вищу точність, аніж прямі методи прогнозування на 2–14 год. вперед.

Де Феліче та ін. [9] використовував дані NWP та моделі ARIMA для прогнозування попиту на електроенергію в Італії. В якості основних вхідних значень автори використовували температуру 14 місяців у період між 2003 та 2009 роками. Порівняння MAE виявило, що запропонована модель перевершила методи стійкості, особливо в найспекотніших регіонах. Дюран та ін. [14] розробив модель AR з моделлю екзогенної змінної (ARX). Використовуючи швидкість вітру як екзогенну змінну, вони порівняли середню похибку своєї моделі із стійкістю та традиційними моделями AR та продемонстрували значне поліпшення точності.

Штучні нейронні мережі (ANN)

ANN - один із найбільш часто використовуваних методів прогнозування енергії вітру. Вони можуть ідентифікувати нелінійні взаємозв'язки між вхідними характеристиками та вихідними даними [17]. Як правило, модель ANN складається з вхідного рівня, одного або декількох прихованих шарів [5] та вихідного рівня, де історичні дані подаються для навчання та тестування (див. рис. 1.1). Вона також складається з процесорних одиниць, званих нейронами, які пов'язані певними зваженими зв'язками. ANN регулює вагу цих взаємозв'язків за

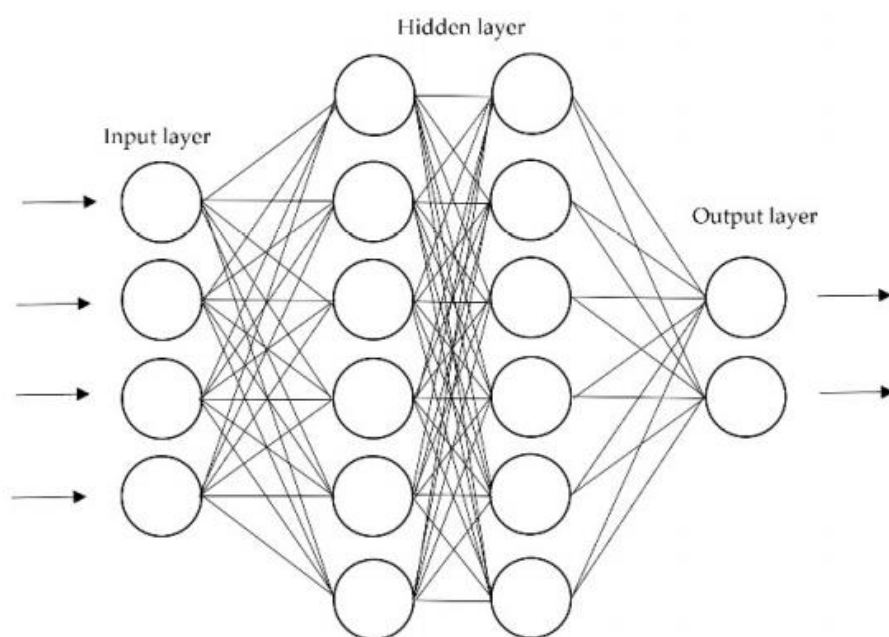


Рис. 1.1 Структура ANN

допомогою тренувального процесу. На рисунку 1 показана типова структура моделі ANN.

Ефективність ANN залежить від багатьох різних факторів, включаючи попередню обробку даних, структуру даних, метод навчання, зв'язок між вхідними та вихідними даними тощо [18]. Існує більше 50 форм ANN, включаючи багатошаровий перцептрон (MLP) [24], вейвлет-нейронну мережу (WNN) [26], нейронну мережу зворотного поширення (BPNN), нейронну мережу з радіальною базовою функцією (RBFNN) [20], Нейромережа Ельмана (ENN) [6], згорткова нейронна мережа (CNN) [21] тощо. Існує дві основні топології, включаючи пряму передачу даних в одному напрямку від вхідного до вихідного шарів та повторювану для взаємних напрямків. Другим кроком є вибір правильного алгоритму навчання серед керованого, некерованого та посиленого навчання [7].

У таблиці 1.3 наведено короткий виклад відомих моделей ANN. Вибрані вхідні функції були введені разом із характеристиками вітроелектростанції, розміром даних та частотою дискретизації.

Таблиця 1.3

Автор	Метод	Вхідні змінні	Датасет	Розмір датасету	Частота дискретизації
Пеллетье та ін., 2016 [22]	MLP	швидкість вітру, щільність повітря, інтенсивність турбулентності, напрямок вітру	140 вітрових турбін у Скандинавії	12 місяців	10 хвилин
Сідератос та ін., [23]	RBFNN	попередні вимірювання потужності, NWPс (швидкість та напрямок вітру)	Вітроелектростанція у Німеччині	26 місяців	1 хвилина

Білал та ін., 2018 [24]	MLP	Швидкість вітру	чотири станції на північно-західному узбережжі Сенегалу	6~9 місяців	1 та 10 хвилин
Джоті і Рао, 2016 [25]	AWNN	Швидкість вітру, щільність повітря, температура навколишнього середовища	Дві вітрових турбіни у північній Індії	15 днів	10 хвилин
Де Джорджі та ін., 2011 [6]	ENN	Швидкість вітру, тиск, температура, відносна вологість	Вітроелектро станції у південній Італії	12 місяців	60 хвилин

Джоті і Рао [25] використовували адаптивну вейвлет-нейронну мережу (AWNN) для короткочасного прогнозування потужності вітру. Мінімальна нормована середньоквадратична помилка (NRMSE), яку вони досягли, становила 0,02. Білал та ін. [24] розробив мережу топології MLP для прогнозування потужності вітру чотирьох різних вітрових електростанцій у Сенегалі. Основним вхідним параметром їх моделі була швидкість вітру, але вони також оцінювали різні комбінації вхідних змінних, таких як напрямок вітру, температура, вологість та сонячна радіація. Результати показали, що, за винятком швидкості вітру, температура повітря найбільше впливає на підвищення точності моделі.. На думку авторів MLP із трьома прихованими шарами (5, 7 та 8 нейронів у кожному прихованому шарі) має найнижчий NMSE.

1.2.4 Гібридний підхід

Комбінації різних методів прогнозування, таких як ANN та нечітких логічних моделей, називаються гібридними підходами [21]. Основна мета цього методу - зберегти переваги кожної техніки та підвищити загальну точність. У статистиці та машинному навчанні різноманітні моделі прогнозування часто розробляються за допомогою декількох алгоритмів та різних навчальних наборів даних. Цей процес часто називають ансамблевим моделюванням, що є більш досконалим типом гібридного прогнозування. Поєднання не завжди може привести до кращого результату, якщо порівнювати складові. Однак доведено, що в більшості ситуацій ризиків менше [7]. Запропоновано багато гібридних методів, заснованих на поєднанні різних моделей. У таблиці 1.4 представлені розглянуті відомі гібридні методи прогнозування потужності вітру.

Таблиця 1.4

Автор	Метод	Вхідні змінні	Датасет	Розмір датасету	Частота дискретизації
Гонг та ін, 2019 [21]	CNN, RBFNN, DGF	Енергія вітру	історичні дані про потужність вітрової електро-станції на Тайвані	12 місяців	60 хвилин
Лін та ін., 2020 [26]	Isolation Forest (IF), NN	швидкість вітру, кут нахилу лопаті вітряка,	Данні SCADA вітроелектро станції в Шотландії	12 місяців	1 секунда

		температура навколиш- нього середовища			
Маркос та ін., 2017	Фільтр Калмана, статистична регресія або крива потужності	Данні NWP	Вітроелектро станції у Бразилії	7 та 12 місяців	10 хвилин
Лю та ін., 2017	BPNN, RBFNN and LSSVM	Швидкість на напрямок вітру, температура	16 вітроелектро станцій у Січуані, Китай	2 місяці	15 хвилин

Гонг та ін. запропонували гібридну модель прогнозування енергії вітру на основі CNN. Різні операції в CNN, такі як згортка, пул та ядро, використовувались для вилучення вхідних функцій. Потім визначені особливості надходили на RBFNN, реалізуючи подвійну функцію Гауса (DGF) як функцію активації. Автори також використовували адаптивну оцінку моменту (ADAM) для подальшого вдосконалення CNN та RBFNN. Використовуючи однорічні дані про енергетичну потужність вітряної електростанції на Тайвані, запропонований підхід забезпечив найкращі показники порівняно з іншими методами, такими як багат шарова нейромережа прямої прямої передачі MFNN-GA (Генетичний алгоритм), RBFNN-GA, RBFNN-DGF, CNN-MFNN та CNN-RBFNN. Автори також дійшли висновку, що застосування DGF у RBFNN дало кращі результати, ніж звичайне RBFNN з функцією Гауса.

Лін та ін. [26] впровадив IF разом із нейронною мережею глибокого навчання для більш точного прогнозування потужності вітру. Швидкість вітру,

напрямок вітру, температура повітря тощо були вилучені із набору даних моніторингового контролю та збору даних (SCADA) вітряної турбіни використовувались в якості вхідних даних (незалежні змінні), а потужність вітру – в якості вихідних даних (залежна змінна). Результати показали, що IF є ефективним способом прогнозування, особливо коли досліджувані дані не відповідають нормальному розподілу. В іншій роботі [27] автори критично оцінили одинадцять характеристик вітряної турбіни потужністю 7 МВт у Шотландії, включаючи чотири швидкості вітру на різній висоті, середній кут нахилу лопаті, три виміряні кути нахилу для трьох лопатей, температуру навколишнього середовища. Результати показали, що кут нахилу лопаті мав найбільший вплив на характеристики моделі прогнозування, навіть більше, ніж швидкість вітру та зсув вітру.

1.3 Методи порівняння різних моделей

До основних методів порівняння моделей прогнозування можна віднести точність (RMSE) та час обчислення.

1.3.1 Точність

Точність прогнозування енергії вітру є найважливішим фактором для порівняння різних методів прогнозування. Проте різні задачі мають різні граничні необхідні показники точності. Наприклад, у деяких посиланнях згадувалося, що значення RMSE повинна бути в межах 10% від встановленої потужності для більшості моделей. У Китаї прийнятним RMSE вважається 20% для короткострокового прогнозування енергії вітру та 15% для прогнозованого значення на 4 години вперед [10]. Методи з вищим RMSE не отримують необхідної продуктивності. В Ірландії системні менеджери (EirGrid та SONI) вимагають цільової точності 6–8% [11].

Для оцінки точності використовують наступні статистичні метрики:

RMSE (root mean square error) - один із найпоширеніших показників розсіювання (розкиду) значень випадкової величини відносно її математичного

сподівання, тобто центру розподілу. $RMSE$ представляє квадратний корінь з другого зразкового моменту різниці між передбачуваними значеннями та спостережуваними значеннями або середнє квадратичне цих відмінностей.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y-\hat{y})^2}{n}} \quad (1.2)$$

Де \hat{y} – передбачене значення, y – реальне значення, n – кількість експериментів.

$NRMSE$ (normalized root mean square error) – нормалізована середньоквадратична похибка. Цей фактор показує як випадкові, так і систематичні помилки. Більш високі значення $NRMSE$ вказують на відхилення, тоді як успішні прогнози показують нижчі значення $NRMSE$. Слід також зазначити, що великий розрив між $NMAE$ та $NRMSE$ для результатів методу вказує на те, що прогнозовані значення сильно відрізняються від даних вимірювань [13].

$$E_i(l) = P_N(i, l) - T_N(i, l) \quad (1.3)$$

Де l – горизонт часу, M – загальна кількість передбачених даних, P_N – передбачена потужність, T_N – реальна потужність.

$$T_N(i, l) = \frac{T(i, l)}{\max_{i=1}^M (P(i, l))} \quad (1.4)$$

$$P_N(i, l) = \frac{P(i, l)}{\max_{i=1}^M (P(i, l))} \quad (1.5)$$

Тоді $NRMSE$ можна записати наступним чином,

$$NRMSE = \sqrt{\frac{1}{M} - \sum_{i=1}^M (E_i(l))^2} * 100 \quad (1.6)$$

MAE (median absolute error) – медіанна абсолютна похибка. Це показник ризику відповідно до очікуваного значення абсолютної похибки. Це невід’ємне число з плаваючою точкою, і його найкращим значенням є 0,0. *MAE* визначається як:

$$MAE = \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=0}^{n_{samples}-1} |(P_{measured})_i - (P_{predicted})_i| \quad (1.7)$$

Де $P_{measured}$ – значення з бази SCADA і $P_{predicted}$ – передбачене значення потужності вітру з моделі машинного навчання.

1.3.2 Час виконання

Прогнозування часу виконання (час, необхідний для тренування / навчання) розглядається як ще один важливий фактор для вибору належних моделей прогнозування, особливо для короткострокового прогнозування. Також важно зрозуміти, чи можна його застосовувати в режимі реального часу. Наприклад, підхід запропонований Маркосом та співавт. [28] потребував приблизно 60–70 хв обчислювального часу для кожного моделювання 72-годинної моделі NWP, що доводило, що він може використовуватися в режимі реального часу для роботи енергосистеми. Час обчислення залежить від використовуваних методів, необхідної точності, обсягу та частоти дискретизації вхідних даних, алгоритму навчання, використовуваного комп’ютера тощо. Наприклад, Zhao et al. [13] стверджує, що екстремальна навчальна машина (ELM) з нейронною мережею прямого зв’язку, працює швидше, ніж мережі, засновані на алгоритмі зворотного розповсюдження.

1.3.3 Порівняльна таблиця

У таблиці 1.5 приведені дані точності різних моделей, що згадувалися у даному розділі.

Таблиця 1.5

Автор	Алгоритм	Критерія оцінки	Значення критерію оцінки	Одиниця оцінки
М. Дюран та ін. 2007 [14]	ARX	ME	34.6-63.2	
Галего та ін., 2011 [15]	AR model	NRMSE	3.93	
Пеллетье та ін., 2016 [22]	MLP	MAE	15.3–15.9	kW
Сідератос та ін., [23]	RBFNN	NMAE, NRMSE	5-14, 20	%, %
Біалал та ін., 2018 [24]	MLP	NMSE, NMAE, SNMAE	3.51 14.85 25.7	% %
Джоті і Рао, 2016 [25]	AWNN	NRMSE	0.1647	
Де Джорджі та ін., 2011 [6]	ENN	NAAE	15	%
Гонг та ін, 2019 [21]	CNN, RBFNN, DGF	R2, RMSE, NMSE	0.92 76.97 2.75	% %
Лін та ін., 2020 [26]	Isolation Forest (IF), NN	MSE	0.003	
Маркос та ін., 2017	Фільтр Калмана	MBE, RMSE	4.32 101.11	
Лю та ін., 2017	BPNN, RBFNN and LSSVM	MAPE, NMAE, NRMSE	6.7-27.4 1.01-6.35 2.37-9.45	% % %

1.4 Висновки

У даному розділі було розглянуто основні методології прогнозування потужності вітру та методи їх оцінки. Виявилось, що за однакових умов фізичні методи є більш складними і потребують значних обчислювальних ресурсів, але придатні для середньо- та довгострокового прогнозування. З іншого боку, статистичні методи, які ефективніше працюють в коротко- та середньострокові періоди, їх легко моделювати та вони недорого коштують. Поєднання цих двох основних методів з їх достоїнствами призвело до появи перспективних гібридних методів. Окрім швидкості вітру, температура, напрямок вітру, відносна вологість та тиск повітря є найбільш часто використовуваними незалежними змінними в оглянутих дослідженнях. Крім того, річний період та частота дискретизації у 10 хв є найпоширенішими часовими ознаками, що використовуються для вхідних даних. На основі даного дослідження було обрано статистичний алгоритм прогнозування швидкості вітру, розробленого у даній роботі, суть якого буде детально наведено у наступному розділі.

РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ І ПОБУДОВА МОДЕЛІ ARIMA

Для прогнозування швидкості вітру в даній роботі досліджується модель часових рядів ARIMA. Розглянемо її певні особливості.

2.1 Теоретичні відомості про модель ARIMA

ARMA - один із найнадійніших та найпростіших методів часових рядів. Як результат, у цій роботі був використаний метод ARMA. Модель ARMA складається з двох компонентів, а саме: авторегресії (AR) та ковзного середнього (MA). У моделі AR змінна величина за один період пов'язана зі значеннями попередніх періодів. У моделі MA враховується можливість взаємозв'язку між змінною та залишками попередніх періодів. Інтегрований показник (I) у моделі ARIMA використовується, коли змінна y_t не є стаціонарною. Дані про вітер, використані в цій роботі, є стаціонарними. Тому інтегрований показник не використовувався. Моделі ARIMA без інтегрованого показника - це ARMA.

Загальна форма моделі може бути представлена як:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad (2.1)$$

(1)

Де φ_i – параметр авторегресії, θ_j - середній ковзаючий параметр, a_t – білий шум, p - порядок авторегресії, q - порядок середнього ковзаючого і X_t – передбачена потужність вітру у момент часу t .

2.2 Дослідження вхідних даних

В якості вхідних даних в даній роботі розглядався датасет швидкості (км/год) вітру у місті Сегед, Угорщина за 2006-2016 роки. Інтервал – 1 година. Див. рис 2.1.

Аби встановити оптимальний розмір вибірки для моделі, данні були розділена на три зразки:

1) 10 років. 365 (днів) * 24 (години) * 10 (років) = 87 600 зразків (від 1 січня 2006р. до 31 грудня 2016р.)

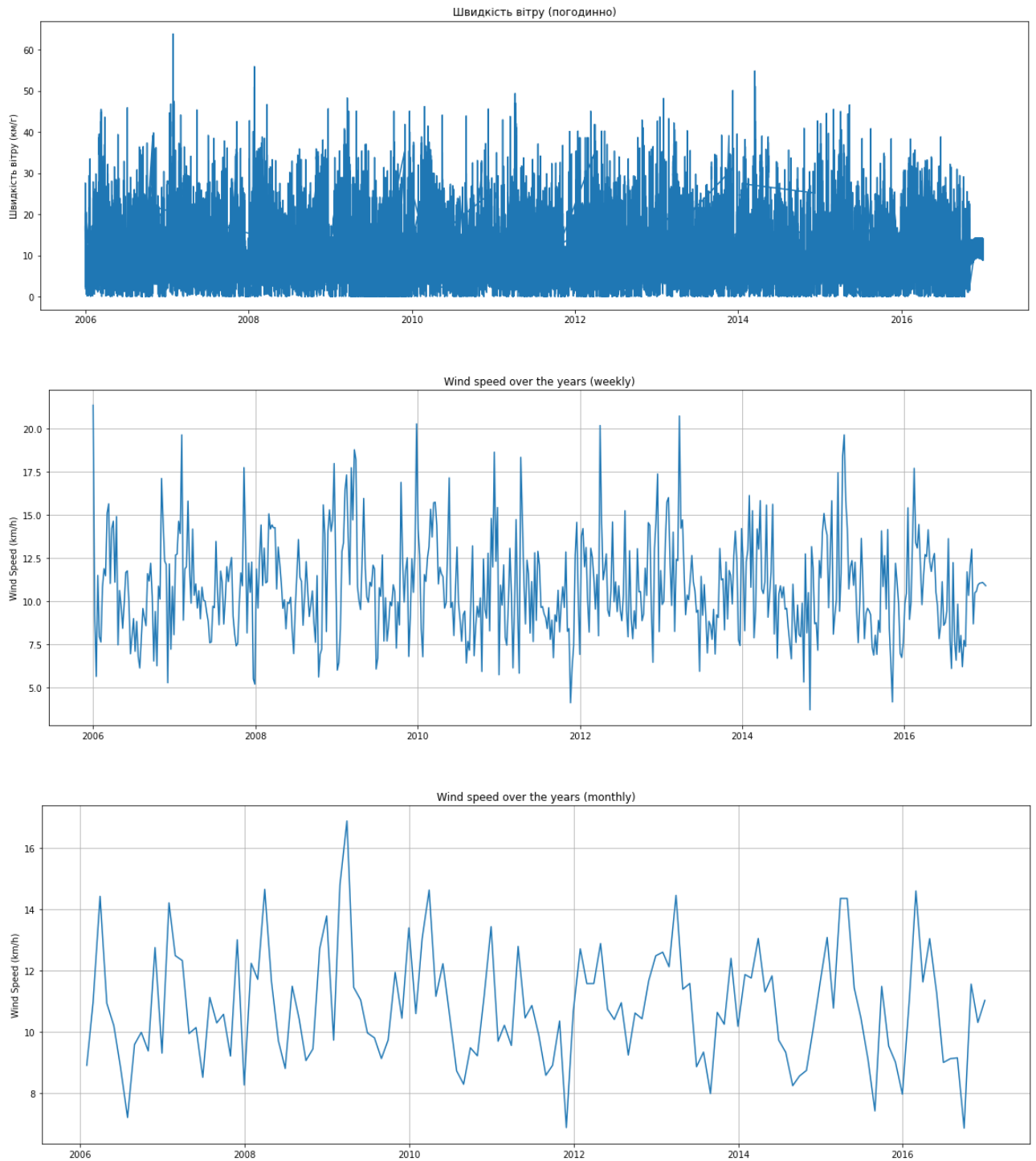


Рис. 2.1 Дані швидкості вітру за 10 років:
погодинно, потижнево та помісячно

2) 1 рік. 365 (днів) * 24 (години) = 8 700 зразків (від 1 січня 2010р. до 31 грудня 2011р.)



Рис. 2.2 Дані швидкості вітру за 1 рік:
погодинно, потижнево та помісячно

3) *1 місяць. 31 (день) *24 (години) = 744 зразків (від 1 січня 2010р. до 1 лютого 2010р.)*

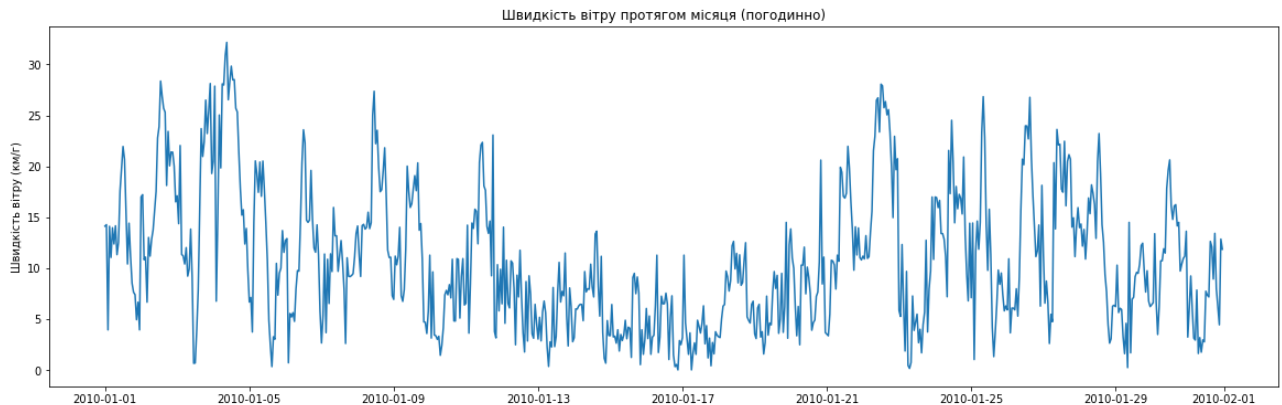


Рис. 2.3 Дані швидкості вітру за 1 місяць погодинно

Стаціонарність даних

У математиці та статистиці стаціонарний процес - це стохастичний процес, безумовний спільний розподіл ймовірностей якого не змінюється при зміщенні в часі. Отже, такі параметри, як середнє значення та дисперсія, також не змінюються з часом. Найпростіший приклад стаціонарного процесу – білий шум.

Оскільки стаціонарність є припущенням, що лежить в основі багатьох статистичних процедур, що використовуються при аналізі часових рядів, нестаціонарні дані часто трансформуються, щоб стати стаціонарними. Найпоширенішою причиною порушення стаціонарності є тенденція середнього значення, яка може бути обумовлена або наявністю одиничного кореня, або детермінованою тенденцією. У першому випадку стохастичні поштовхи мають постійні наслідки, і процес не повертає середнє значення. В останньому випадку детермінованого тренду процес називається тенденційно-стаціонарним процесом, а стохастичні поштовхи мають лише тимчасові наслідки, після яких змінна прагне до середнього, що детерміновано розвивається.

Стаціонарний процес тренду не є строго стаціонарним, але його можна легко перетворити на стаціонарний процес, видаливши основний тренд, який є виключно функцією часу. Аналогічним чином, процеси з одним або кількома одиничними коренями можуть бути стаціонарними за допомогою

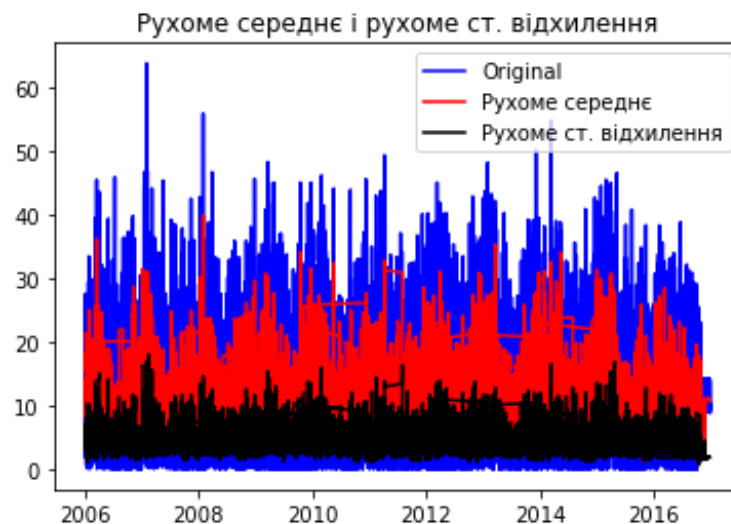
диференціювання. Важливим типом нестационарного процесу, який не включає тенденційну поведінку, є циклостационарний процес, який є стохастичним процесом, який циклічно змінюється з часом.

В даній роботі було використано два методи перевірки даних на стаціонарність:

Статистика ковзного середнього

Неточний метод. Необхідно побудувати графік ковзного середнього та ковзного стандартного відхилення. Данні вважаються стаціонарними, якщо вони залишаються незмінними з часом – неозброєним оком можна оцінити, чи лінії значень паралельні осі X.

Далі (див. рис. 2.4) наведено графіки для даного датасету проміжком у 10 років, 1 рік, та 1 місяць.



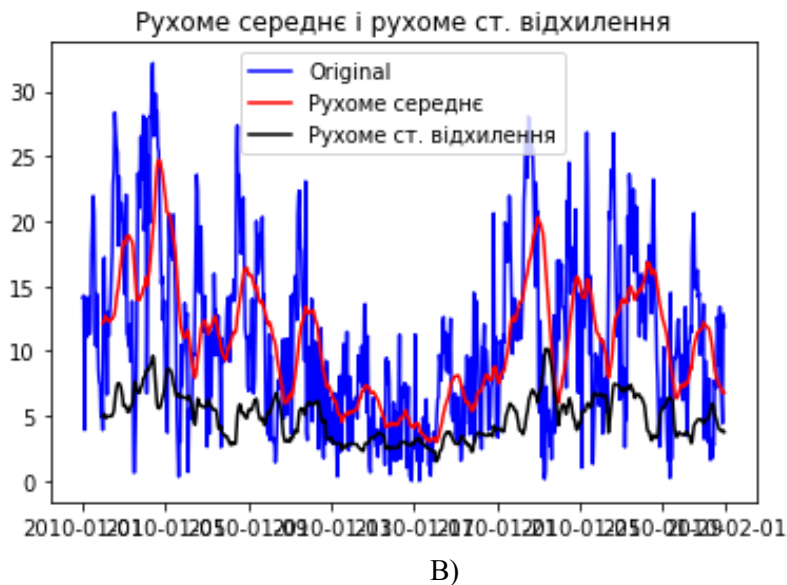


Рис. 2.4 Показники ковзного середнього та стандартного відхилення:

А) – 10 років, Б) – 1 рік, В) - 1 місяць

З даних графіків можна зробити висновок, що дані стаціонарні.

Розширений тест Дікі-Фуллера

Точний метод. Часовий ряд вважається стаціонарним, якщо значення p менше (згідно нульової гіпотези) порогового значення 0.05 і статистика менша за критичні значення (1%, 5%, 10%). Описується наступним рівнянням.

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Де α – константа, β – коефіцієнт тренду часу, t – момент часу.

В таблиці 2.1 наведено результати тесту Дікі-Фуллера для даного датасету.

Таблиця 2.1

Розмір вибірки	ADF Statistic	p-value	1%	5%	10%	Стаціонарність
10 років - 87600 зразків	-27.9511	0.0	-3.4304	-2.8615	-2.5667	Так
1 рік - 8700 зразків	-12.2036	1.2075e-22	-3.4310	-2.8618	-2.5669	Так
1 місяць - 744 зразків	-6.5221	1.0355e-08	-3.4391	-2.8654	-2.5688	Так

Автокореляція та часткова автокореляція

Автокореляція (ACF) - це кореляція функції з самою собою зміщеною на певну величину незалежної змінної. Автокореляція використовується для знаходження закономірностей в ряді даних, таких як періодичність. Графік автокореляційної функції можна отримати, відклавши по осі ординат коефіцієнт кореляції двох функцій (базової та функції зсунуті на величину τ) а по осі абсцис величину τ . Якщо вихідна функція строго періодична, то на графіку автокореляційної функції теж буде строго періодична функція. Таким чином з цього графіку можна судити про періодичність базової функції, а отже і про її частотні характеристики. Також використовується для визначення значення МА (q) у моделі ARMA.

Часткова автокореляція (PACF) - це кореляція функції з самою собою зміщеною на певну величину незалежної змінної, де певна множина значень була видалена. Ця функція відіграє важливу роль в аналізі даних, спрямованому на виявлення ступеня відставання в авторегресивній моделі. Використання цієї функції було запроваджено в рамках підходу Бокса – Дженкінса до моделювання часових рядів, завдяки чому, будуючи часткові автокореляційні функції, можна було б визначити відповідні лаги p в моделі AR (p) або в розширеній ARIMA (p, d, q).

Далі наведено графіки ACF та PACF для обраних зразків даних (див. рис 2.5-2.8).

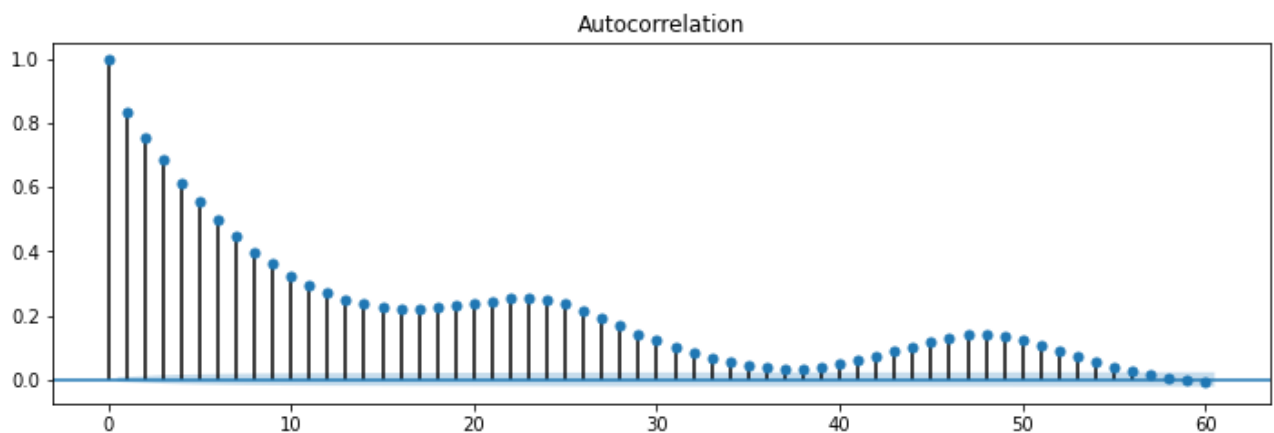


Рис. 2.5 Показник ACF для 10-річних даних

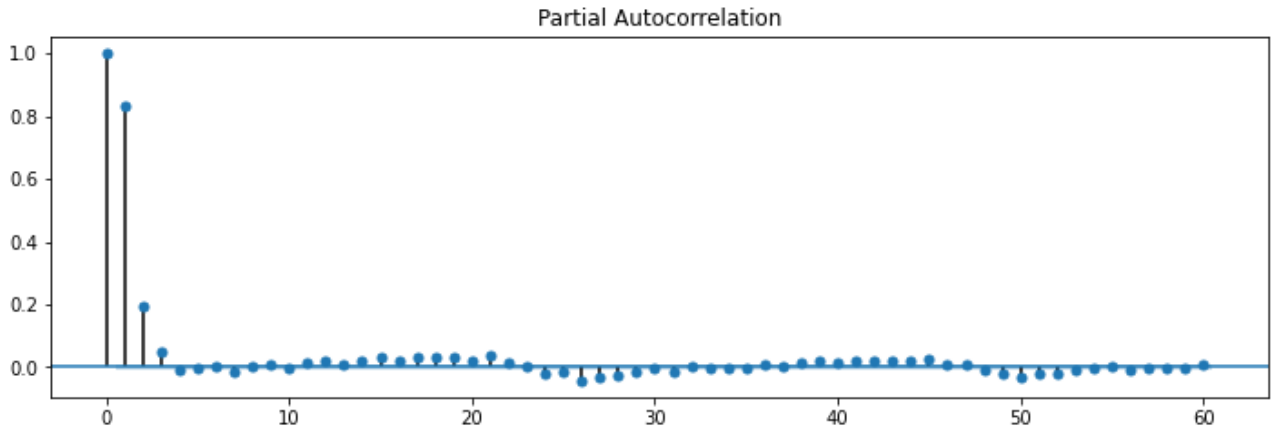


Рис. 2.6 Показник РАСФ для 10-річних даних

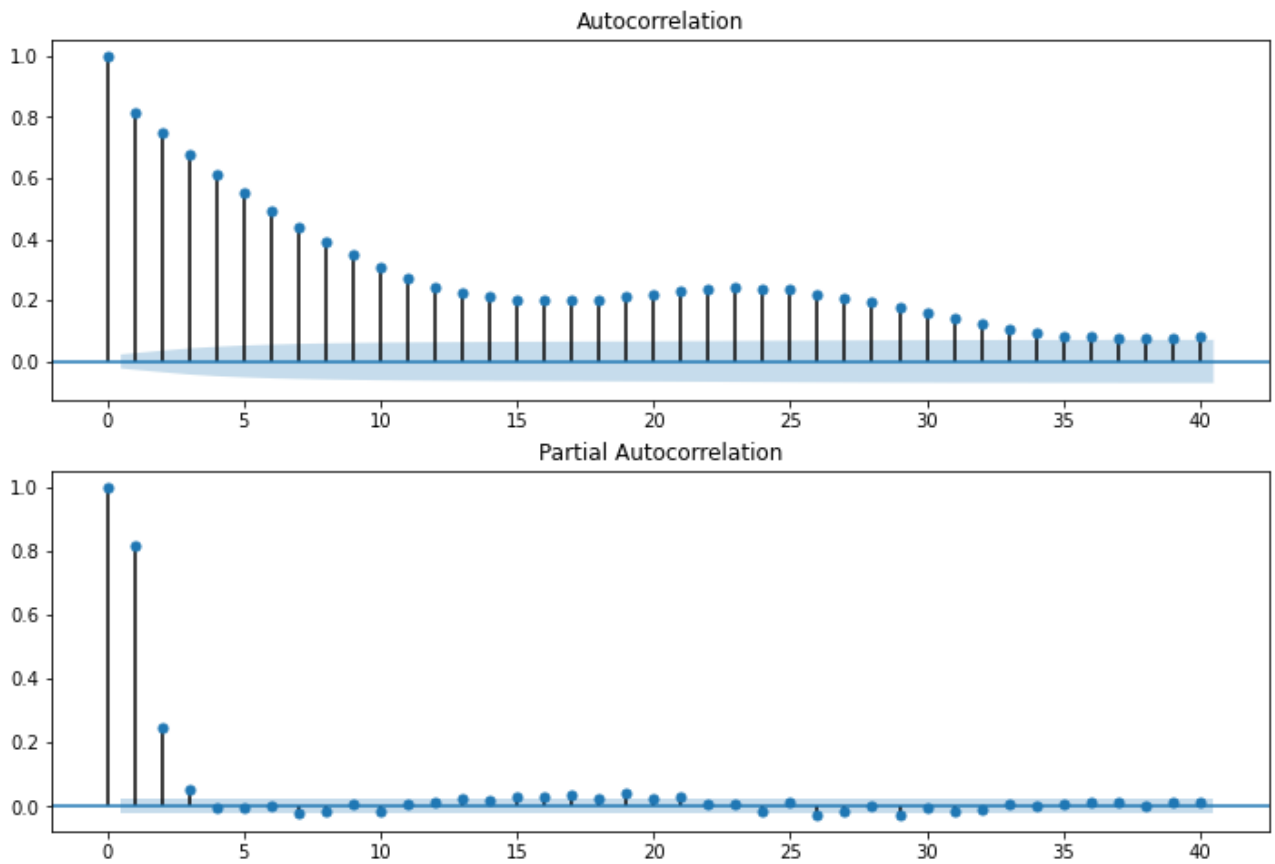


Рис. 2.7 Показники АСФ та РАСФ для 1-річних даних

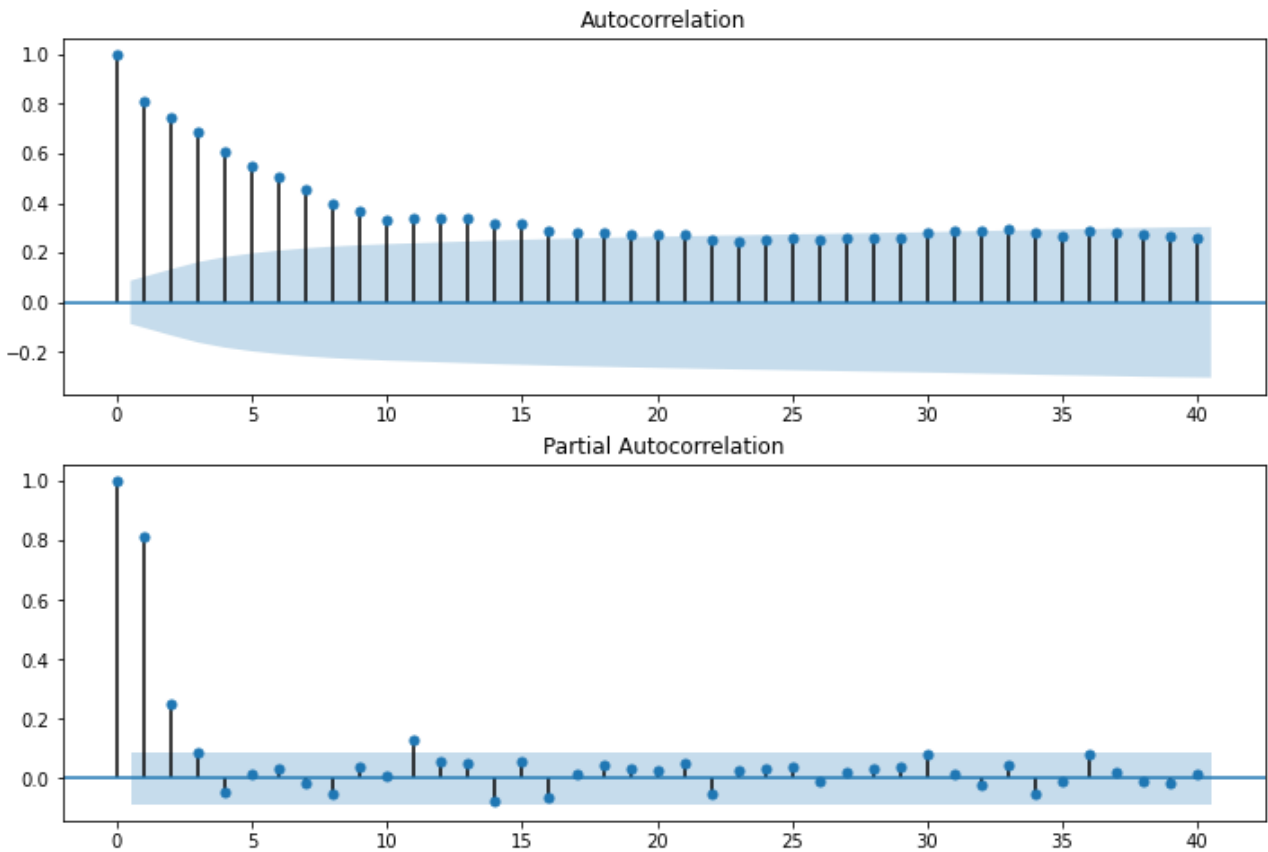


Рис. 2.8 Показники ACF та PACF для 1-місячних даних

У всіх зразках важко оцінити правильну кількість лагів для частки MA, тому було обрано значення 0. На всіх графіках PACF можна чітко визначити кількість лагів, що виходять за граничні значення – 3. Це значення є коефіцієнтом для AR частки.

Отже для кожного зразку модель ARIMA має наступні характеристики:

$$p = 3, i = 0, q = 0.$$

2.3 Побудова та оцінка моделі

Для кожного зразку даних було побудовано модель ARIMA (3,0,0) та оцінено ефективність моделі. Спочатку модель навчалась на тренувальних даних, а потім намагалася передбачити тестові. Після кожного передбачення, модель перенавчалась, додаючи попереднє тестове значення. Протягом усього процесу донавчання оцінювалась MSE.

Характеристики моделі

Метод. Для оцінки параметрів використовувався метод *css-mle*: *css* – conditional sum of squares – умовна сума квадратів; *mle* – maximum likelihood estimation – максимальна оцінка правдоподібності. Він полягає у наступному: розрахункове середнє значення розподілу базується на нормальному розподілі з його піком у найвищій точці ймовірності спостережуваних значень. Роль MLE в алгоритмі полягає у визначенні значень параметрів моделі з високим ступенем ймовірності того, що результати моделі будуть близькі до спостережуваних (вхідних) даних.

AIC (Akaike's Information Criterion). Це показник, який допомагає оцінити надійність моделі. Він враховує результати максимальної ймовірності, а також загальну кількість параметрів. Оскільки додавання до моделі більше параметрів завжди збільшує значення максимальної ймовірності, AIC врівноважує це, штрафуючи за кількість параметрів, отже, шукаючи моделі з невеликою кількістю параметрів. Чим нижче значення AIC, тим кращою є модель.

Нехай маємо певну статистичну модель. k – число оцінюваних параметрів у цій моделі, а L – максимальне значення функції правдоподібності. Тоді AIC матиме наступний вигляд:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (2.3)$$

BIC (Bayesian Information Criterion). Показник, подібний до AIC, проте враховуючий кількість рядків у наборі даних. BIC встановлює вищий штраф за моделі зі складними параметрами порівняно з AIC. Чим нижче значення BIC, тим кращою є модель. BIC формально визначається як:

$$BIC = \ln(n)k - 2\ln(L) \quad (2.4)$$

Де L - максимізоване значення функції правдоподібності моделі, x - спостережувані дані, n - число точок даних в x , число спостережень, або, рівнозначно, розмір вибірки, k - число вільних параметрів, які належить оцінити.

HQIC (Hannan–Quinn information criterion). Визначається формулою:

$$HQIC = -2L_{max} + 2k \ln(\ln(n)) \quad (2.5)$$

Де L - максимізоване значення функції правдоподібності моделі, k - кількість параметрів, n - кількість спостережень.

Тестування моделі

1) 10 років. 87600 зразків

Розмір тренувальної вибірки – 76510 (87%)

Розмір тестової вибірки – 11090 (13%)

Розглянемо характеристику моделі після навчання (рис 2.9).

ARMA Model Results						
Dep. Variable:	Wind Speed	No. Observations:	76510			
Model:	ARMA(3, 0)	Log Likelihood	-209789.590			
Method:	css-mle	S.D. of innovations	3.755			
Date:	Sun, 25 Apr 2021	AIC	419589.179			
Time:	17:16:38	BIC	419635.405			
Sample:	0	HQIC	419603.379			

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

const	10.8142	0.107	100.864	0.000	10.604	11.024
ar.L1.Wind Speed	0.6633	0.004	183.688	0.000	0.656	0.670
ar.L2.Wind Speed	0.1605	0.004	37.354	0.000	0.152	0.169
ar.L3.Wind Speed	0.0497	0.004	13.762	0.000	0.043	0.057

Roots						
	Real	Imaginary	Modulus	Frequency		

AR.1	1.1084	-0.0000j	1.1084	-0.0000		
AR.2	-2.1686	-3.6676j	4.2608	-0.3350		
AR.3	-2.1686	+3.6676j	4.2608	0.3350		

Рис. 2.93 Характеристика моделі ARMA (3,0,0) – 76510 зразків

Модель має низьке значення максимальної імовірності та занадто високі показники AIC, BIC, HQIC – що вказує на її перенавченість. При цьому значення помилки для лагів допустиме, p-value для кожного менше 0.05. Як висновок модель допускається до тестування (Рис.2.10).

```

predicted=9.847323, expected=7.776300
predicted=8.551616, expected=9.338000
predicted=9.345572, expected=14.715400
predicted=13.045662, expected=13.990900
predicted=13.478671, expected=14.393400
predicted=13.897080, expected=14.618800
predicted=14.075483, expected=19.915700
predicted=17.673794, expected=20.141100
predicted=18.664456, expected=16.808400
predicted=16.728826, expected=21.429100
predicted=19.309505, expected=21.413000
predicted=19.859070, expected=19.175100
predicted=18.585113, expected=15.295000
predicted=15.638483, expected=10.658200
predicted=11.820149, expected=9.209200
predicted=9.935918, expected=9.112600
predicted=9.418311, expected=10.754800
predicted=10.431092, expected=12.847800
Test MSE: 9.644

```

Рис. 2.10 Скріншот «ковзаючого прогнозу»
та фінальне значення MSE

MSE даної моделі – 9.644%.

З наступного скріншоту (рис.2.11) можна оцінити наближеність передбачених значень до існуючих.

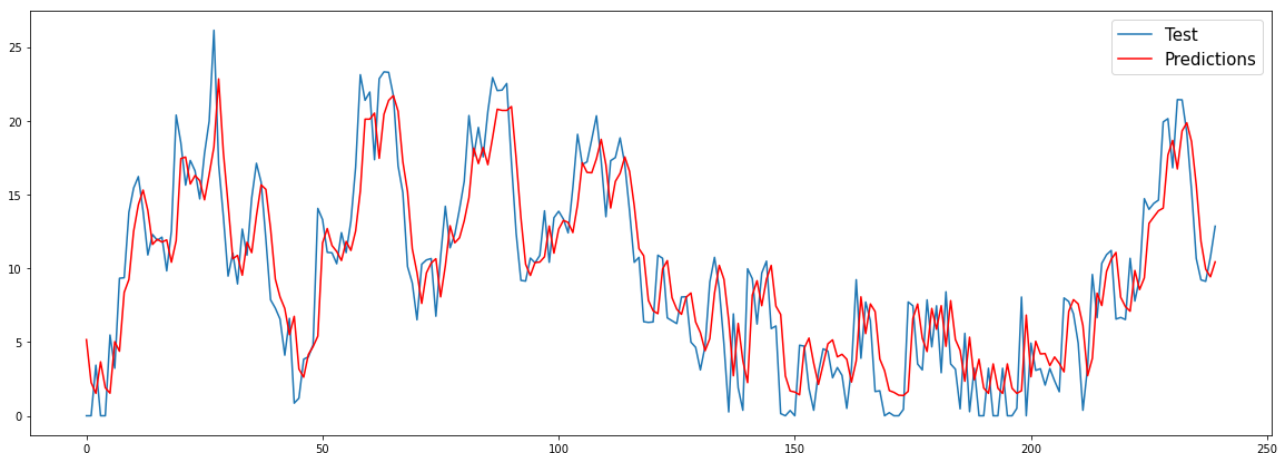


Рис. 2.11 Порівняння тестових значень та передбачених на 10-денному проміжку

2) 1 рік - 8700 зразків

Розмір тренувальної вибірки – 7272 (84%)

Розмір тестової вибірки – 1428 (16%)

Розглянемо характеристику моделі після навчання (див. рис. 2.12).

ARMA Model Results						
Dep. Variable:	Wind Speed	No. Observations:	7272			
Model:	ARMA(3, 0)	Log Likelihood	-19861.985			
Method:	css-mle	S.D. of innovations	3.715			
Date:	Sun, 28 Mar 2021	AIC	39733.971			
Time:	20:23:08	BIC	39768.430			
Sample:	01-01-2010	HQIC	39745.822			
	- 10-30-2010					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

const	10.2846	0.333	30.926	0.000	9.633	10.936
ar.L1.Wind Speed	0.6046	0.012	51.621	0.000	0.582	0.628
ar.L2.Wind Speed	0.2149	0.013	15.967	0.000	0.189	0.241
ar.L3.Wind Speed	0.0497	0.012	4.243	0.000	0.027	0.073
Roots						
=====						
	Real	Imaginary	Modulus	Frequency		

AR.1	1.1070	-0.0000j	1.1070	-0.0000		
AR.2	-2.7146	-3.2865j	4.2626	-0.3599		
AR.3	-2.7146	+3.2865j	4.2626	0.3599		

Рис. 2.12 Характеристика моделі ARMA (3,0,0) – 7272 зразки

Порівняно з попередньою, дана модель має вдсятеро кращі показники максимальної імовірності та AIC, BIC, HQIC параметрів. При цьому помилки для лагів дещо вирости, значення p-value для кожного менше 0.05. Як висновок, модель допускається до тестування (див. рис.2.13).

MSE даної моделі – 15.097%.

```

predicted=9.551768, expected=10.448900
predicted=10.215321, expected=9.225300
predicted=9.674462, expected=12.155500
predicted=11.168732, expected=12.332600
predicted=11.855211, expected=10.851400
predicted=11.143376, expected=9.547300
predicted=10.046291, expected=23.538200
predicted=18.090029, expected=28.464800
predicted=24.041643, expected=27.659800
predicted=25.293661, expected=34.502300
predicted=29.477097, expected=33.262600
predicted=30.186813, expected=27.257300
predicted=26.618725, expected=26.903100
predicted=25.043328, expected=26.790400
predicted=24.618223, expected=19.851300
predicted=20.395901, expected=15.439900
predicted=16.224124, expected=17.017700
predicted=15.892586, expected=10.980200
Test MSE: 15.097

```

Рис. 2.13 Скріншот «ковзаючого прогнозу»
та фінальне значення MSE

З наступного скріншоту (рис. 2.14) можна оцінити наближеність передбачених значень до існуючих.

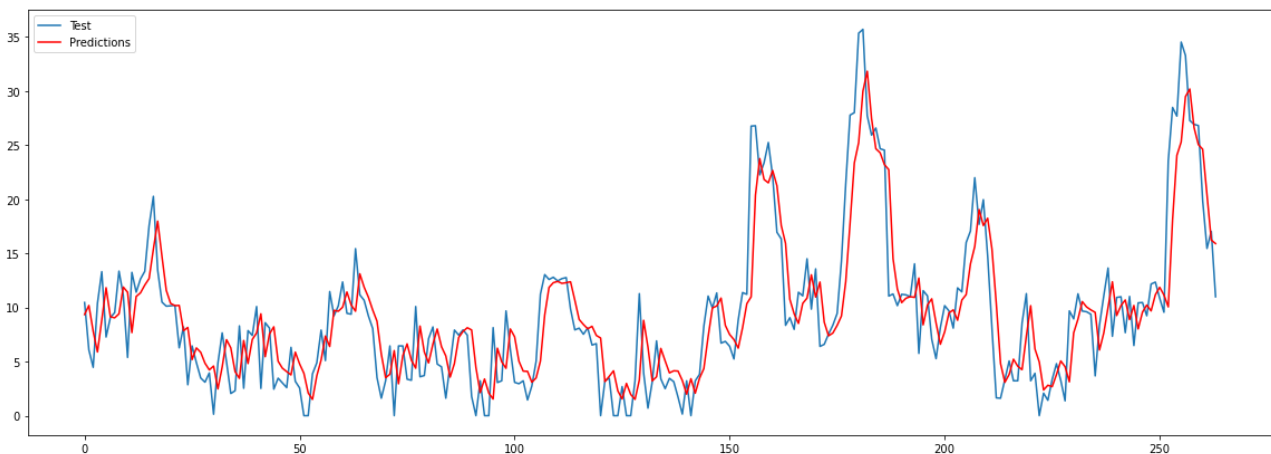


Рис. 2.14 Порівняння тестових значень та передбачених на 10-денному проміжку

3) 1 місяць – 744 зразків

Розмір тренувальної вибірки – 504 (67%)

Розмір тестової вибірки – 240 (32%)

Розглянемо характеристику моделі після навчання (див. рис. 2.15).

ARMA Model Results						
Dep. Variable:	Wind Speed	No. Observations:	504			
Model:	ARMA(3, 0)	Log Likelihood	-1385.261			
Method:	css-mle	S.D. of innovations	3.775			
Date:	Sun, 28 Mar 2021	AIC	2780.521			
Time:	21:11:20	BIC	2801.634			
Sample:	01-01-2010	HQIC	2788.803			
	- 01-21-2010					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

const	10.2813	1.266	8.120	0.000	7.800	12.763
ar.L1.Wind Speed	0.5885	0.044	13.268	0.000	0.502	0.675
ar.L2.Wind Speed	0.2020	0.051	3.974	0.000	0.102	0.302
ar.L3.Wind Speed	0.0790	0.045	1.772	0.076	-0.008	0.166
Roots						
=====						
	Real	Imaginary	Modulus	Frequency		

AR.1	1.1022	-0.0000j	1.1022	-0.0000		
AR.2	-1.8293	-2.8518j	3.3881	-0.3408		
AR.3	-1.8293	+2.8518j	3.3881	0.3408		

Рис. 2.154 Характеристика моделі ARMA (3,0,0) – 504 зразки

Дана модель має найкращі показники максимальної імовірності та AIC, BIC, HQIC параметрів. Проте помилки лагів більші ніж у усіх попередніх моделях, а p-value для 3-го лагу більше за порогове значення 0.05, що може призвести до оманливих результатів. Як висновок, модель допускається до тестування (Рис.10).

MSE даної моделі – 17.069%.

```

predicted=4.190467, expected=7.840700
predicted=6.916451, expected=1.610000
predicted=4.415837, expected=3.171700
predicted=4.051906, expected=1.738800
predicted=3.318023, expected=2.946300
predicted=3.745317, expected=2.753100
predicted=3.856927, expected=7.728000
predicted=6.777897, expected=7.341600
predicted=7.728765, expected=7.164500
predicted=7.732182, expected=12.622400
predicted=10.867459, expected=12.091100
predicted=11.847054, expected=8.919400
predicted=10.086089, expected=13.411300
predicted=11.939664, expected=7.969500
predicted=9.700439, expected=6.230700
predicted=7.577566, expected=4.427500
predicted=5.877408, expected=12.847800
predicted=10.297832, expected=11.849600
Test MSE: 17.069

```

Рис. 2.16 Скріншот «ковзаючого прогнозу»
та фінальне значення MSE

З наступного скріншоту (рис. 2.17) можна оцінити наближеність передбачених значень до існуючих.

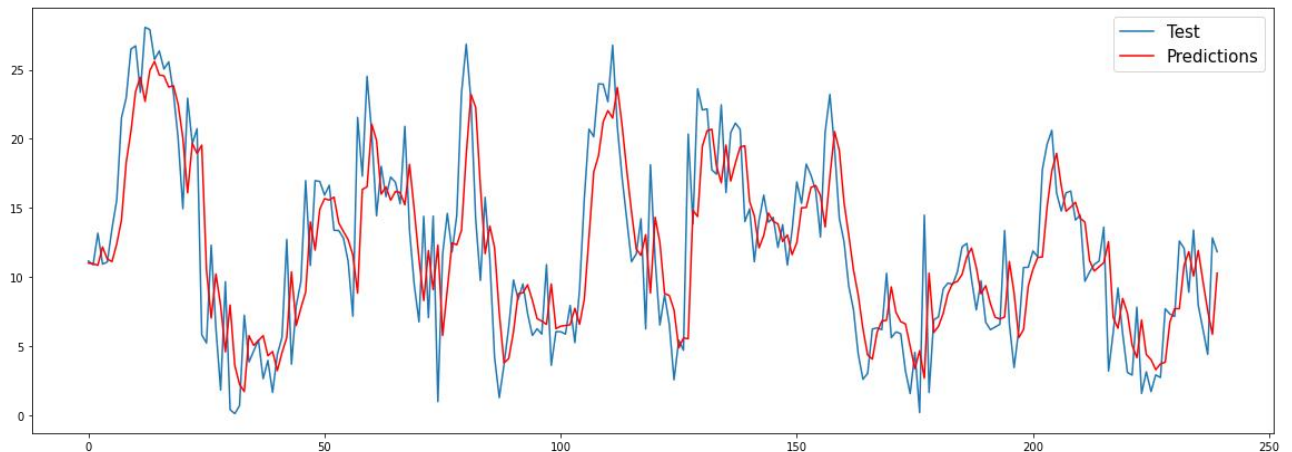


Рис. 2.5 Порівняння тестових значень та передбачених на 10-денному проміжку

Висновок

Серед трьох тестів, найкраще значення MSE було отримано у першій моделі. В той же час показники її надійності були суперечливі. Остання модель показала найкращі показники надійності, але і значний MSE, а також ставила під сумнів вплив одного з лагів. Враховуючи усе вищезазначене, найбільш збалансованою є друга модель (дані за один рік) з прийнятними показниками точності і надійності. Саме вона була покладена в основу подальшої роботи.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПЗ

3.1 Специфікація вимог

3.1.1 Загальний опис ПЗ

Загальне бачення продукту

Дане ПЗ - веб додаток, що дозволяє оцінити навантаження на енергомережу у певному регіоні. Його функціонал включає:

- Можливість побачити та оцінити прогнозовану потужність вітроелектростанції на короткому проміжку часу (до 24 годин).
- Можливість задати прогнозований попит (погодинно) на електроенергію та побачити необхідну кількість мегават, що має компенсувати джерело прогнозованого виробітку (ТЕС).

Даний продукт призначений для використання інженерами енергомережі та керівниками ВЕС, аби мати можливість точно прогнозувати виробіток електростанції та уникнути штрафів за небаланси.

3.1.2 Функціональність системи

1. Загальний вигляд

1.1 Опис та пріоритет

Користувач повинен мати можливість оцінити структуру енергомережі – визначити кількість та розташування вітрових електростанцій, станції гарантованої потужності (СГП) та джерело попиту. Середній пріоритет.

1.2 Причинно-наслідкові зв'язки

Дія: Користувач відкриває вікно роботи з програмою.

Реакція: Система відображає структуру електромережі.

1.3 Функціональні вимоги

Детальний опис функціональних вимог наведений у таблиці 3.1

Таблиця 3.1

Вимога	Опис
1.3.1 Загальний вигляд. Карта місцевості	Користувач повинен мати змогу побачити топографічну карту місцевості регіону. В рамках даної роботи регіон має бути обраний заздалегідь та змінити його не можна.
1.3.2 Загальний вигляд. Карта місцевості. Розташування	Карта місцевості повинна відображатися як фон на всю ширину і висоту екрану. Вона не повинна підтримувати ніяких інтерактивних дій.
1.3.3 Загальний вигляд. Розташування ВЕС	Користувач повинен мати можливість побачити розташування ВЕС на карті місцевості.
1.3.4 Загальний вигляд. Розташування ВЕС. Деталі	Кількість ВЕС на карті має бути не менше 2 штук, що віддалені мінімум на 10% екрану одна від одної.
1.3.5 Загальний вигляд. Розташування ТЕС.	Користувач повинен мати можливість побачити розташування станції гарантованої потужності (ТЕС) на карті місцевості.
1.3.6 Загальний вигляд. Розташування ТЕС. Деталі	Кількість ТЕС на карті – 1 штука. Вона має бути віддалена від інших об'єктів.
1.3.7 Загальний вигляд. Розташування	Користувач повинен мати можливість побачити розташування джерела споживання (ДС) на карті місцевості.

джерела споживання (ДС).	
1.3.8 Загальний вигляд. Розташування джерела споживання (ДС). Деталі	Кількість ДС на карті – 1 штука. Він має бути віддалений від інших об'єктів.
1.3.9 Загальний вигляд. Символи	Усі об'єкти представлені на карті (ВЕС, ТЕС, ДС) мають бути представлені символом розміром 200x200рх.

2. Прогнозований виробіток ВЕС

2.1 Опис та пріоритет

Користувач повинен мати можливість побачити прогнозований виробіток на кожній ВЕС. Високий пріоритет.

2.2 Причинно-наслідкові зв'язки

Дія: Користувач обирає ВЕС.

Реакція: Система вивантажує прогнозовані дані виробітку та виводить їх на екран.

2.3 Функціональні вимоги

Детальний опис функціональних вимог наведений у таблиці 4.2.

Таблиця 3.2

Вимога	Опис
2.3.1 Данні ВЕС.	При кліку на символ ВЕС користувач повинен мати змогу побачити її почасовий виробіток на наступну добу у вигляді таблиці.
2.3.2 Данні ВЕС. Заголовок	Заголовок таблиці – «Прогнозована потужність».

2.3.3 Данні ВЕС. Формат	Дані по виробці повинні відображатись у наступному форматі: <година>:00 <кількість енергії у МВт>МВт. Кожен новий запис повинен починатися з нового рядка. Дані повинні розміщуватись у 2 стовпчики (перший – від 0 до 11 години, другий – від 12 до 23 години). Дані не піддаються редагуванню.
--------------------------------	--

3. Джерело споживання

3.1 Опис та пріоритет

Користувач повинен мати можливість бачити та редагувати прогнозований попит на електроенергію. Високий пріоритет.

3.2 Причинно-наслідкові зв'язки

Дія: Користувач обирає джерело споживання (ДС).

Реакція: Система вивантажує прогнозовані дані споживання та виводить їх на екран з можливістю редагування.

3.3 Функціональні вимоги

Детальний опис функціональних вимог наведений у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3

Вимога	Опис
3.3.1 Данні ДС.	При кліку на символ ДС користувач повинен мати змогу побачити прогнозований почасовий попит на електроенергію на наступну добу у вигляді таблиці.
3.3.2 Данні ДС. Заголовок	Заголовок таблиці – «Прогноз споживання».
3.3.3 Данні ДС. Формат	Дані по споживанню повинні відображатись у наступному форматі: <година>:00 <кількість енергії у МВт>МВт. Кожен новий запис повинен починатися з нового рядка. Дані повинні розміщуватись у 1 стовпчику. Якщо дані не поміщаються на екрані, має з'явитися горизонтальний скрол.

3.3.4 Данні ДС. Редагування	<p>Користувач повинен мати можливість редагувати прогнозовану кількість мегават для кожної години. При кліку на поле вводу, воно має підсвічуватися. При знятті виділення система повинна зберегти введене число в таблиці.</p> <p>Система повинна давати можливість вводу лише чисел, будь-які інші знаки забороняються.</p>
------------------------------------	---

4. Формула споживання

4.1 Опис та пріоритет

Користувач повинен мати можливість побачити виробіток усіх ВЕС у певну годину часу та оцінити розрахований попит на ТЕС. Середній пріоритет.

4.2 Причинно-наслідкові зв'язки

Дія: Користувач заходить в систему.

Реакція: Система будує формулу споживання для певної години та виводить її на екран.

4.3 Функціональні вимоги

Детальний опис функціональних вимог наведений у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4

Вимога	Опис
4.3.1 Формула споживання.	<p>Формула споживання має бути представлена користувачу та розраховується наступним чином:</p> <p>Баланс на $t:00 = X = V1 + V2 + T1$,</p> <p>t – година, на яку розраховується споживання</p> <p>X – кількість мегават прогнозованого споживання у момент часу t</p> <p>$V1, V2$ – прогнозований виробіток (у мегаватах) на ВЕС1 та ВЕС2 відповідно у момент часу t</p> <p>$T1$ – необхідний виробіток ТЕС у момент часу t, що відповідно дорівнює $T1 = X - V1 - V2$.</p>

4.3.2 Формула споживання. Вибір часу	Користувач повинен мати можливість змінити час, на який він хоче побачити споживання. При кліку на час повинен відкриватися випадаючий список з опціями від 0 до 23 годин. При виборі нового часу він стає новим t , тобто формула повинна перерахуватися відповідно до даних на момент t .
4.3.3 Формула споживання. Зміна споживання	При зміні кількості мегават на певний час t у таблиці споживання, формула повинна перерахуватися, враховуючи новий показник споживання, якщо в ній обрано та ж дата, на яку здійснилося редагування.

5. Станції гарантованої потужності

5.1 Опис та пріоритет

Користувач повинен мати можливість бачити розрахований виробіток ТЕС враховуючи споживання. Високий пріоритет.

5.2 Причинно-наслідкові зв'язки

Дія: Користувач обирає станцію гарантованої потужності (ТЕС).

Реакція: Система обраховує необхідний виробіток на добу вперед на виводить його на екран.

5.3 Функціональні вимоги

Детальний опис функціональних вимог наведений у таблиці 3.5.

Таблиця 3.5

Вимога	Опис
5.3.1 Данні ТЕС.	При кліку на символ ТЕС користувач повинен мати змогу побачити її почасовий виробіток на наступну добу у вигляді таблиці.
5.3.2 Данні ТЕС. Заголовок	Заголовок таблиці – «Погодинна потужність на ТЕС1».
5.3.3 Данні ТЕС. Формат	Дані по споживанню повинні відображатись у наступному форматі: <година>:00 <кількість енергії у

	<p>МВт>МВт. Кожен новий запис повинен починатися з нового рядка. Дані повинні розміщуватись у 2 стовпчики (перший – від 0 до 11 години, другий – від 12 до 23 години). Дані не піддаються редагуванню, вони повинні обраховуватись за формулою споживання. При зміні споживання на певну годину, на цю ж годину значення мають перерахуватись у таблиці.</p>
--	---

3.1.3 Нефункціональні вимоги

Система має працювати на операційній системі Windows 10 та в якості хост-бази використовувати Internet Information Services (IIS). Система повинна коректно функціонувати у наступних інтернет-браузерах: Microsoft Internet Explorer (версії вище 11.0), Mozilla Firefox (версії вище 60.0), Google Chrome (версії вище 60.0).

До системи поставлені наступні вимоги до продуктивності:

1. Одночасно в системі повинно працювати до 100 користувачів.
2. Час загрузки веб-сторінок – не довше 5 секунд при швидкості інтернету 10мб/сек.
3. Час відгуку API – до 500 ms.
4. API має обробляти до 300 запитів/секунда.
5. Точність прогнозування має складати більше 80%.

3.2 Інженерія ПЗ

Концептуальною основою об'єктно орієнтованого аналізу і проектування ПЗ (ООАП) є **об'єктна модель**. Більшість сучасних методів ООАП базуються на використанні мови UML. Уніфікована мова моделювання UML (Unified Modeling Language) є мовою для визначення, подання, проектування і документування програмних систем, організаційно-економічних систем, технічних систем та інших систем різної природи. UML містить стандартний набір діаграм і нотацій найрізноманітніших видів.

Для специфікування динамічної поведінки програмного забезпечення UML надає такі види діаграм:

- **Структурні діаграми** (Structure diagrams). Показує взаємозв'язки об'єктів ПЗ.
- **Діаграма діяльності** (Activity diagram). Основне призначення полягає у відображенні потоків робіт та операцій.
- **Діаграми взаємодії** (Interaction diagrams). Використовують для моделювання взаємодії між об'єктами ПЗ.

Застосуємо ці види діаграм для опису новоствореного ПЗ.

Діаграма діяльності

Створення Інформаційної Системи - складний процес, який можна уявити як поетапний спуск від загальної концепції майбутньої ІС, через розуміння її логічної структури до найбільш детальних моделей, що описують фізичну реалізацію. Діаграма діяльності належить до логічної моделі. Вона необхідна задля виділення основних функцій моделі через графічне уявлення. Таким чином, вона дозволяє відповісти на питання «що повинна робити програма».

У даному випадку перед початком аналізу даних користувач може відредагувати прогнозоване споживання аби потім перейти до аналізу показників на електростанціях, або пропустити цей шаг (використати запропоновані системою дефолтні значення) і перейти одразу до аналізу (див. рис. 3.1).

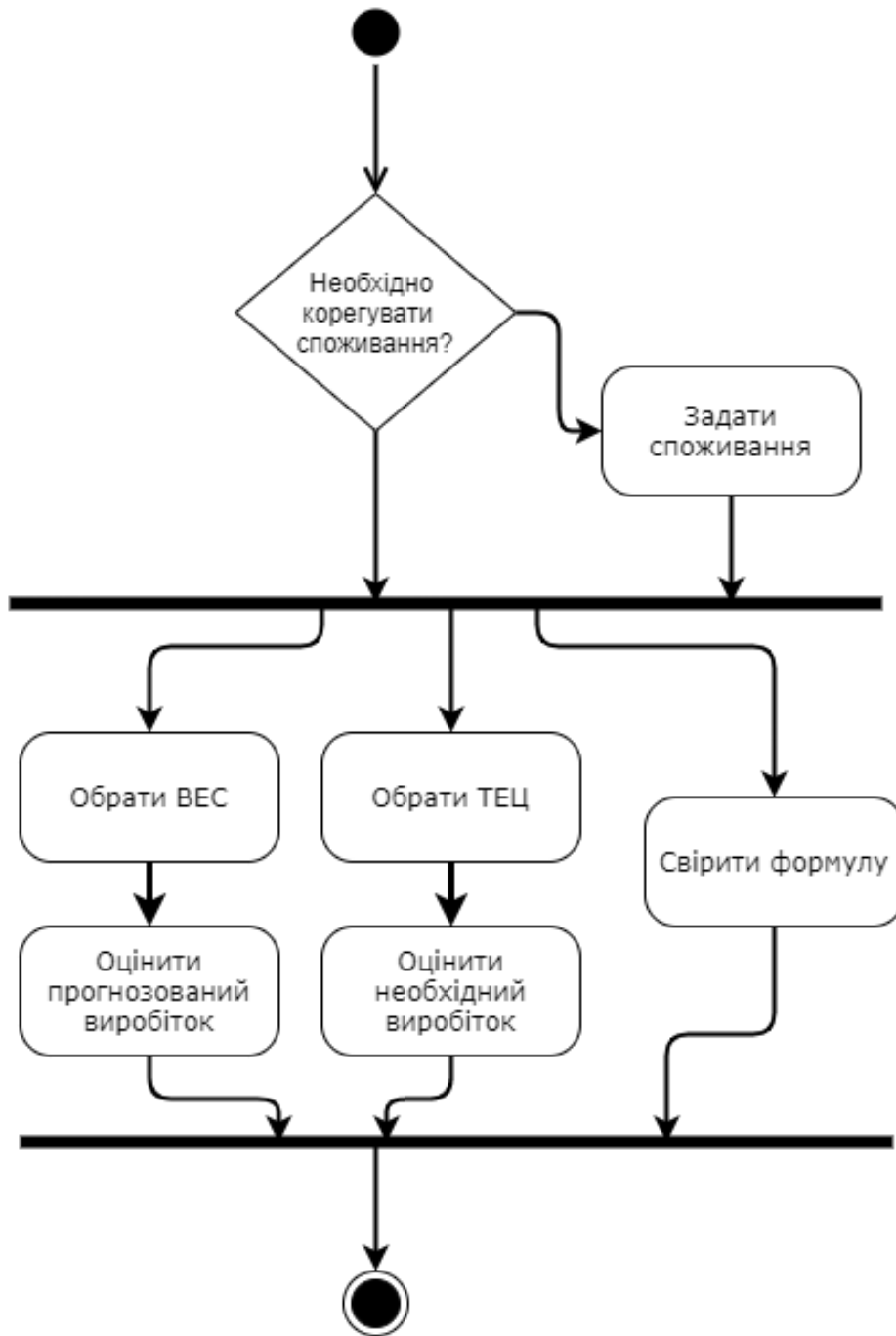


Рис. 3.1 Діаграма діяльності

Діаграма послідовності

Діаграма послідовності призначена для моделювання відносин між об'єктами (ролями, класами, компонентами) Системи в рамках одного прецеденту.

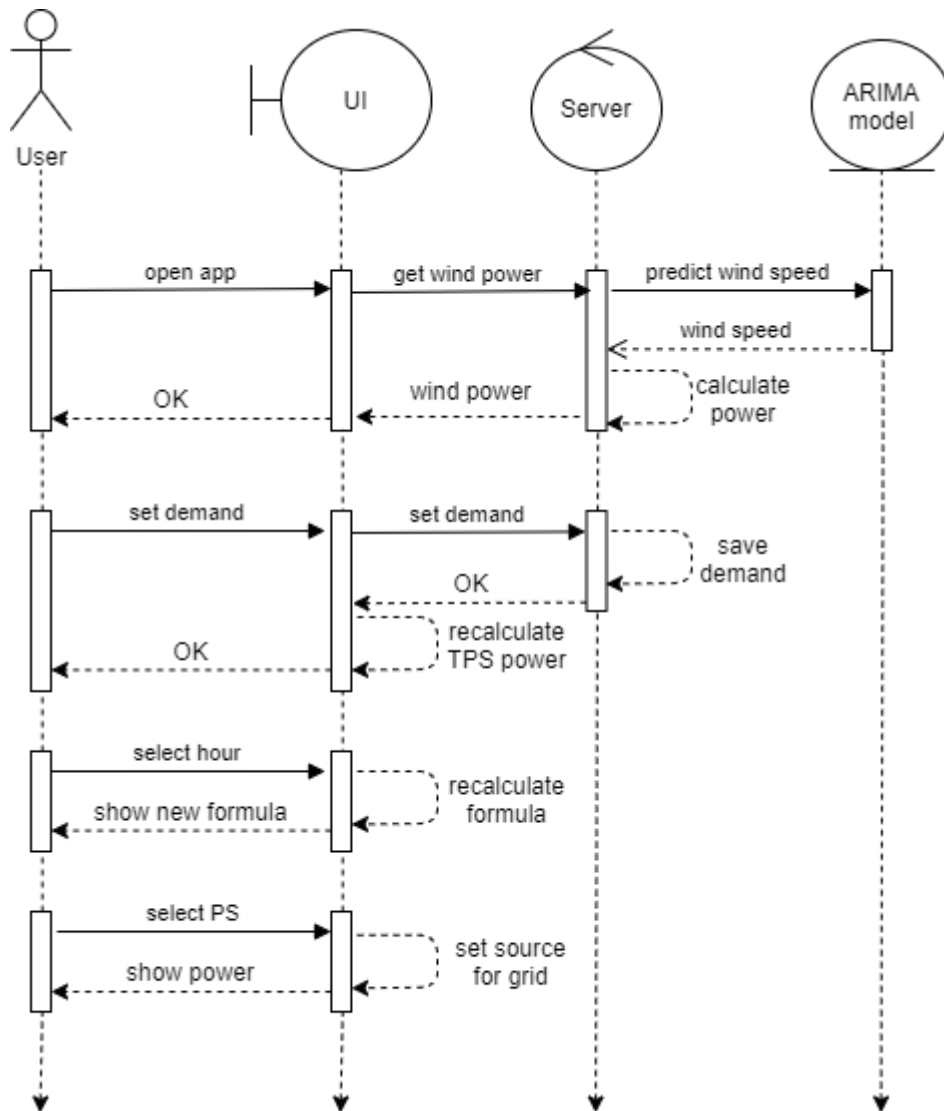


Рис. 3.2 Діаграма послідовності

Даний вид діаграм відображає наступні аспекти проектованої Системи

- обмін повідомленнями між об'єктами;
- обмеження, що накладаються на взаємодію об'єктів;
- події, які ініціюють взаємодії об'єктів.

На відміну від діаграми діяльності, яка показує тільки послідовність (алгоритм) роботи Системи, діаграми послідовностей акцентують увагу

розробників на повідомленнях, що ініціюють виклик певних операцій об'єкта (класу).

На рис. 3.2 зображена діаграма послідовностей для даної системи.

3.3 Архітектура ПЗ

Однією зі складових процесу розробки ПЗ є розробка архітектури ПЗ.

Архітектура – це базова організація системи, втілена в її компонентах, їх відносинах між собою та оточенням, а також принципи, що визначають проектування і розвиток системи [29].

Проектування архітектури ПЗ включає в себе:

- Діаграму компонентів (Component diagram), що описує фізичне представлення системи та забезпечує перехід від логічного представлення до реалізації проекту в формі програмного коду. Компонент є частиною фізичної реалізації системи, який інкапсулює певний набір функціональних можливостей. З'єднувачі здійснюють взаємодію між компонентами.

- Діаграму розгортання (Deployment diagram), що відображає загальну конфігурацію і топологію системи, фізичний взаємозв'язок між програмними та апаратними компонентами.

Детальне проектування вміщує в себе проектування інтерфейсу користувача та баз даних. Інтерфейс користувача забезпечує взаємодію з ПЗ.

Діаграма компонентів

При розробці даного ПЗ було виділено наступні компоненти (Рис 3.3):

- База даних - тренувальні дані для моделі ARMA;
- Backend side / Model - набір модулів для підготовки даних, тренування моделі, надання API для отримання передбачень;
- Backend side / API – набір модулів для зовнішнього API;
- Client side – набір модулів, що відповідають за візуальне представлення продукту, які складаються з розмітки, стилів та скриптів.

Такий поділ дозволяє розділи процеси побудови модулів та уникнути можливих сильних залежностей.

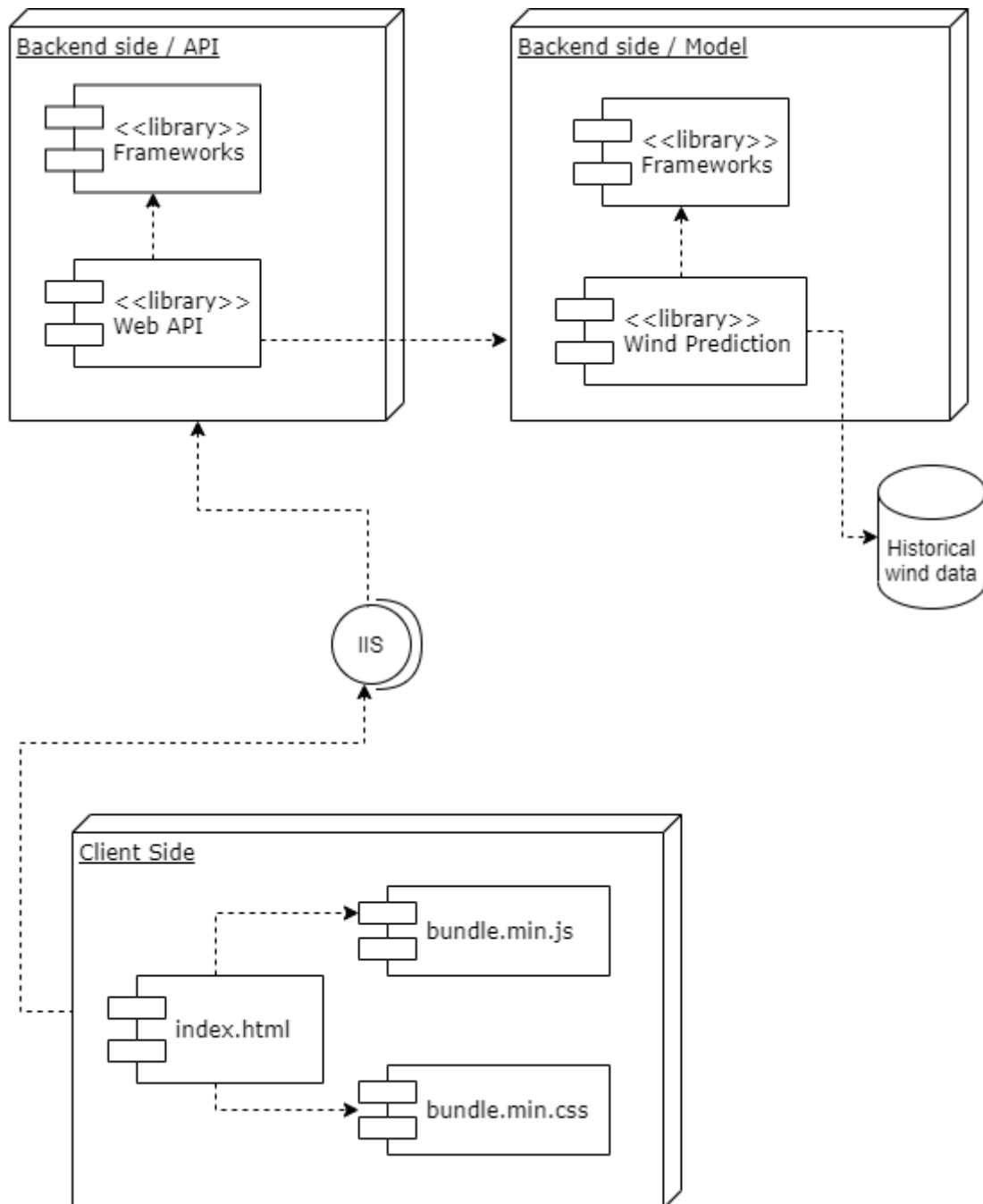


Рис. 3.3 Діаграма компонентів

Діаграма розгортання

В даному випадку діаграма розгортання складається лише з трьох компонентів (Рис. 3.4):

Application Server – сервер на якому буде хоститися клієнтський модуль та частково Backend Side (лише API).

Data Server – сервер, що виконуватиме обчислення в ході навчання моделі ARMA.

Browser Client – браузер, встановлений на машині користувача.

Необхідно відзначити, що розділення Backend Side на Data Server та Application Server було зроблено в метю економії. Навчання моделі потребує значних ресурсів комп'ютера, тому Data Server повинен мати значно потужнішу конфігурацію, ніж Application Server. В такому разі, після завершення навчання цей сервер можна відключити і обслуговувати дешевший Application Server.

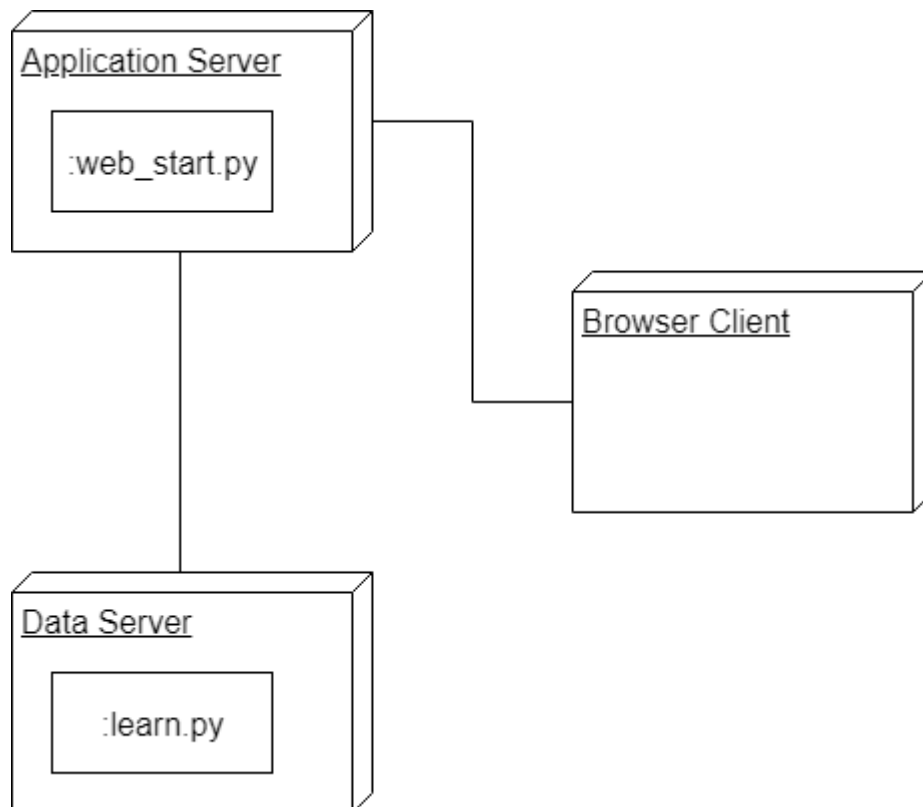


Рис. 3.46 Діаграма розгортання

3.4 Об'єктно орієнтоване програмування

ООП - підхід до програмування як до моделювання інформаційних об'єктів, що вирішує на новому рівні основне завдання структурного програмування: структурування інформації з точки зору керованості [30], що істотно поліпшує керованість самим процесом моделювання, що, в свою чергу, особливо важливо при реалізації великих проектів.

Керованість для ієрархічних систем передбачає мінімізацію надмірності даних (аналогічну нормалізації) і їх цілісність, тому створене зручно керованим - буде і зручно розумітися. Таким чином, через тактичну задачу керованості вирішується стратегічне завдання - транслювати розуміння завдання розробником в найбільш зручну для подальшого використання форму.

Використаємо **діаграму класів** для демонстрації загальної структури ієрархії компонентів системи клієнтського додатку (frontend side), їх кооперації, атрибутів, методів, інтерфейсів та їх взаємозв'язків між ними (див. рис.3.5).

Вхідною точкою програми – головний компонентом – є App компонент. Він агрегує у собі всі необхідні залежності і посилання на інші компоненти. Основними з них є:

- IEntity – компоненти, що реалізують даний інтерфейс – Consumer, Power Plant, Windmill. Кожен з них представлений певною іконкою та має обов'язкові параметри розміщення на карті (Position, yPosition). Кожен з них має обробник подій onClick(), що перехоплюється у App, та визиває відкриття компоненту IDemand.
- IDemand - компоненти, що реалізують даний інтерфейс – Consumer Demand, Plant Demand, відповідальні за показ погодинного виробітку даної електростанції. У випадку Consumer Demand – дані піддаються редагуванню, тому клас має метод updateDemand(int hour, int demand).
- Balance – компонент, що відповідальний за показ та обробку основної формули. Дані до нього проксюються через App компонент з Data Service.

- Data Service – сервіс, який зберігає дані по виробітку кожної електростанції, та обраховує прогнозовану виробітку ТЕС. Через http запити «спілкується» з backend-ом.

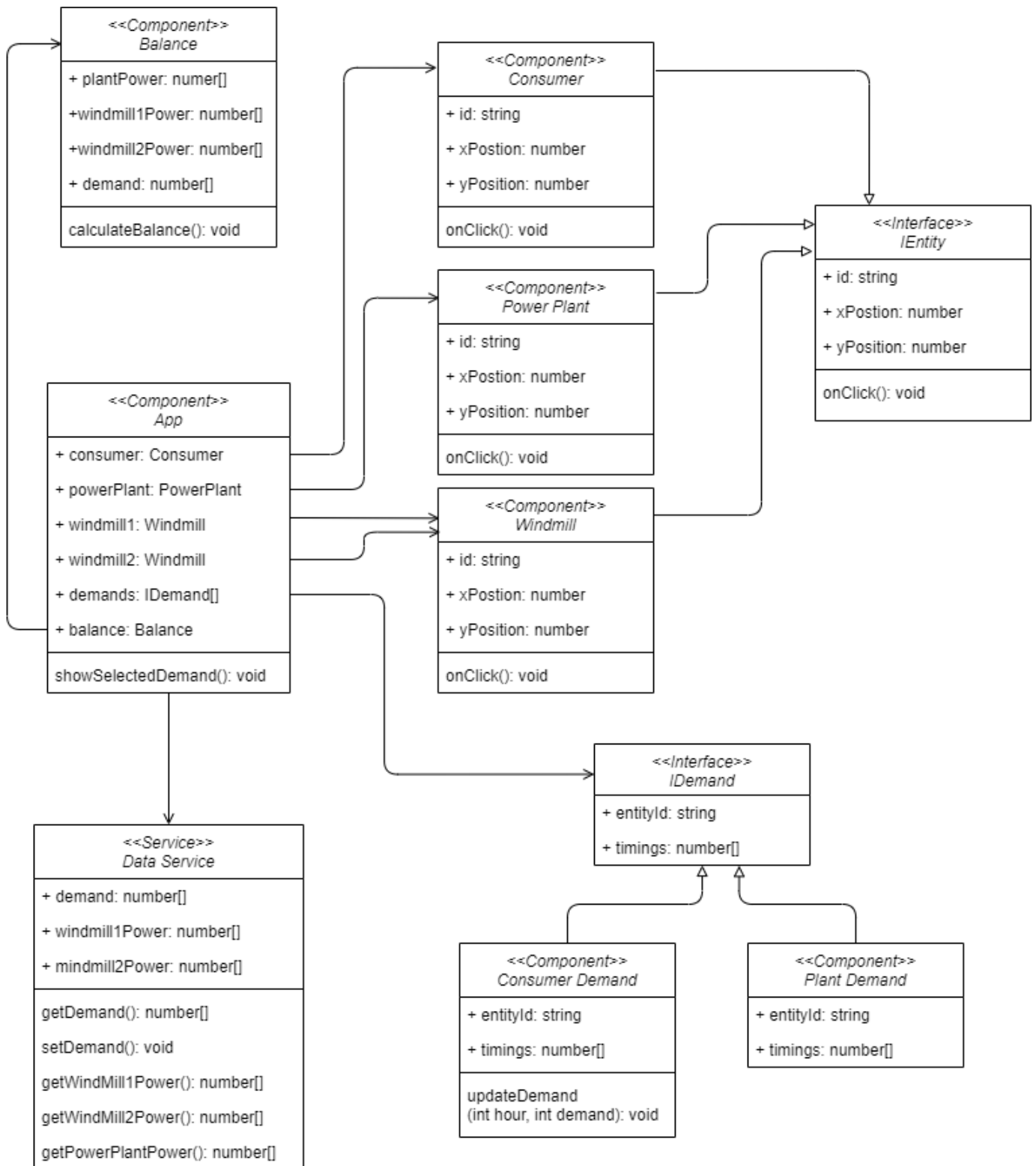


Рис. 3.57 Діаграма класів

Діаграма пакетів допомагає зобразити групування взаємозв'язаних елементів системи та обмеження видимості їх імен (див. рис 3.6).

Як видно з рисунку, програма представляє собою bundle – набір артефактів, що включає: framework artifacts (сторонні бібліотеки, необхідні для побудови ARMA моделі, обробки http-запитів), application artifacts (backend частина додатку), static artifacts (клієнтський UI). Оскільки наше ПЗ – автономна система, її зовнішньою залежністю залишається лише web-сервіси, які будуть її хостити.

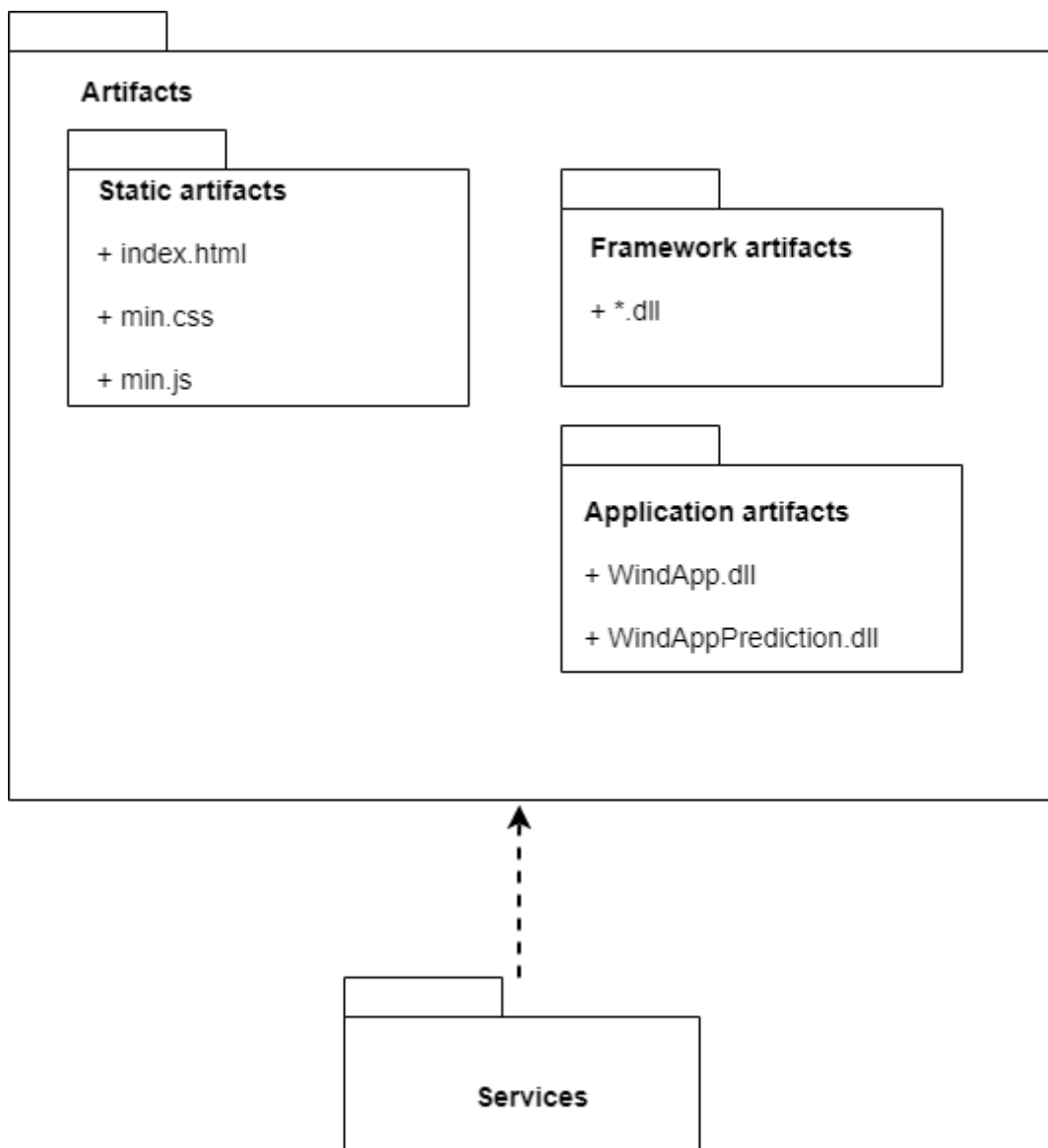


Рис. 3.6 Діаграма пакетів

Програма складається з одного головного екрану, представленого на рис.4.1. Тут же представлена карта (1), дві вітряки – символи ВЕС (2), ТЕС(3) та джерело споживання (4).

2. Данні по виробці на ВЕС та ТЕС.

При кліку на ВЕС або ТЕС система відображає у правому вікні таблицю з погодинною виробкою на електростанції (див. рис. 4.2). У випадку ВЕС – дані приходять з моделі по http, ТЕС – вираховуються безпосередньо у браузері в залежності від споживання та виробки ВЕС1 та ВЕС2.



Рис. 4.29 Данні по виробці на ВЕС та ТЕС

У випадку, коли користувач тільки зайшов на сторінку, та ще не обрав електростанцію, на місці даних по виробці розміщене повідомлення «Оберіть об'єкт, щоб побачити почасову виробку.» (Рис 4.3)

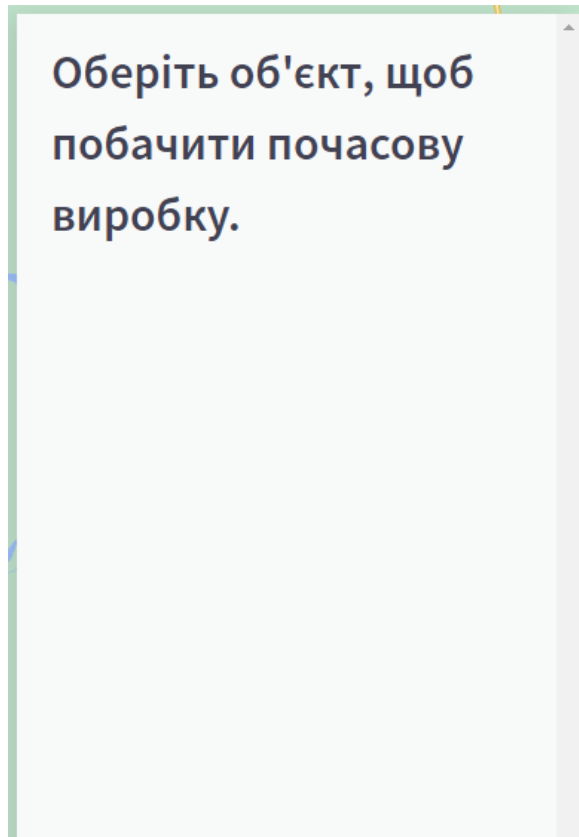


Рис. 4.3 Дефолтне значення ґрідy з даними по виробці

3. Данні по споживанню

При кліку на іконку споживача система відображає у правому вікні таблицю з прогнозованим погодинним споживанням. Кількість мегават виділяється порівняно з даними у таблицях ВЕС та ТЕС, аби вказати користувачу, що їх можна редагувати.

При кліку на кількості поле підсвічується для редагування. Відвіши і клікнувши у іншому місці – данні зберігаються (див. рис. 4.4).

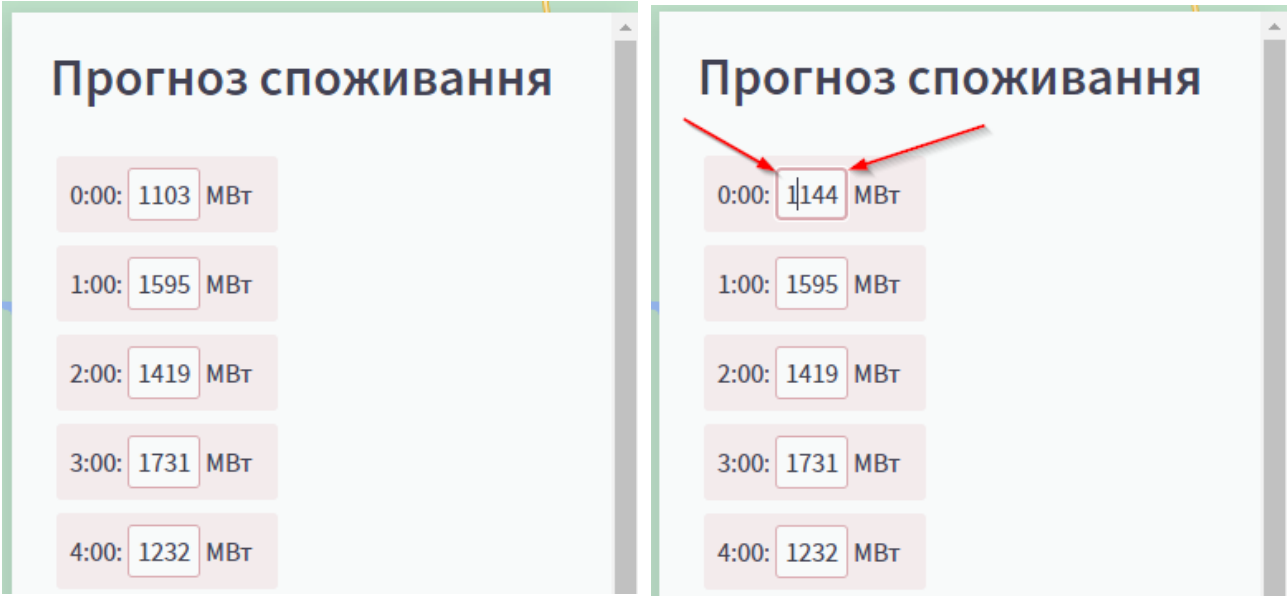


Рис. 4.410 Редагування даних по споживанню

4. Формула споживання

Зверху екрана розміщена формула споживання електроенергії (Рис.4.5)

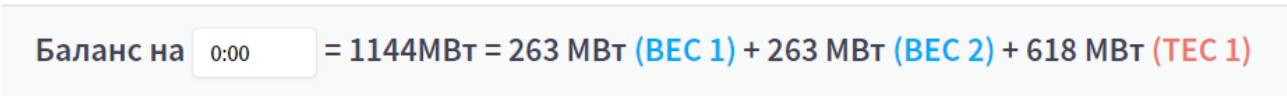


Рис. 4.511 Формула споживання

Споживання можна подивитися на будь-який час, вибравши годину з випадаючого списку (Рис.4.6).

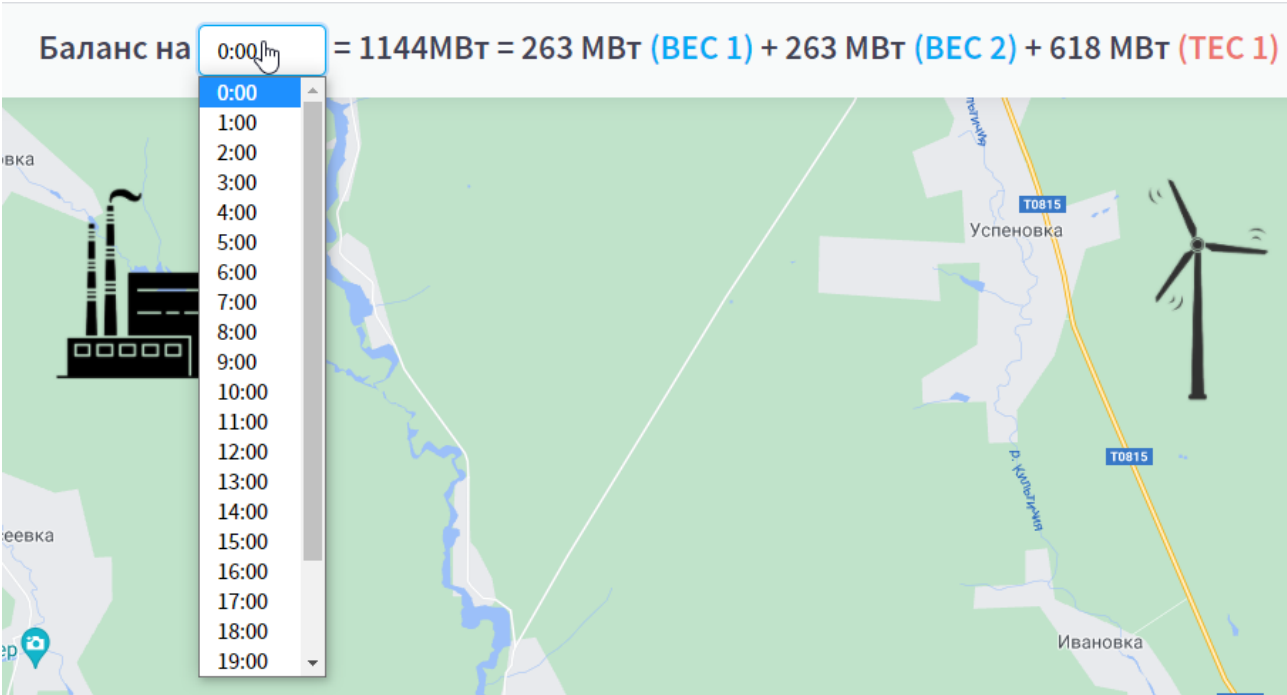


Рис. 4.6 Вибір години споживання

Дані по виробці на певну годину беруться з відповідних таблиць виробки та прогнозу споживання. Аналізуючи малюнки нижче можна впевнитись, що данні з усіх джерел співпадають (рис. 4.7).

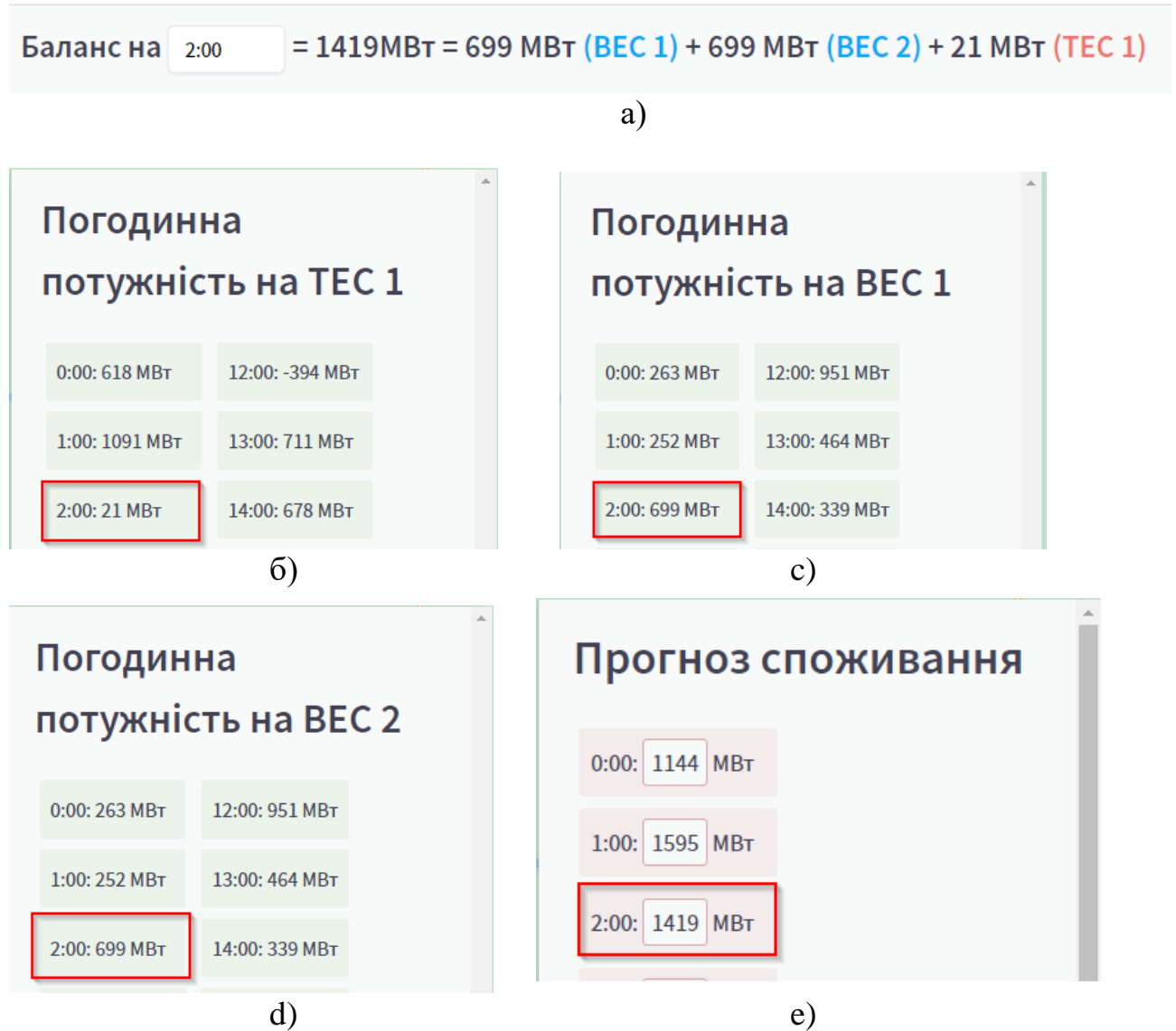


Рис. 4.712 Відповідність балансу: а) – формула споживання, б), с), д) – потужність на ЕС о 2:00, е) – прогноз споживання о 2:00

ВИСНОВКИ

У даній роботі розглядається застосування сучасних методів та підходів в моделюванні та прогнозуванні виробництва вітрових електростанцій з метою підвищення точності та забезпечення необхідного рівня інтерактивності прогнозів навантажень вітрових електростанцій на короткостроковий період (від 1 до 48 годин).

Досліджено математичні моделі для короткострокового передбачення. Встановлено, що перспективним та ефективним методом є використання теорії часових рядів, а саме моделі ARMA. Дана модель показала високу точність прогнозування та швидкість процесу навчання. Виконаний аналіз показує перспективність застосування теорій часових рядів в області програмної інженерії в напрямках передбачення стаціонарних і нестаціонарних даних – швидкості вітру, температури навколишнього середовища, тощо.

Розроблено програмне забезпечення, що дозволяє візуалізувати роботу електромережі. Система автоматично обраховує необхідний виробіток для електростанцій гарантованої потужності, передбачаючи виробіток на сусідніх ВЕС, що дозволяє автоматизувати частину роботи аналітика електромережі. Також дане ПЗ задовольняє потреби власників ВЕС, оскільки дозволяє їм оцінити прогнозований виробіток та прийняти дії по керівництву станцією заздалегідь, якщо необхідно. Система має простір для масштабування, наприклад надати можливість користувачу завантажити данні по власній ВЕС за останній рік (а такий збір даних є необхідною умовою побудови ВЕС) у певному регіоні, а отже отримувати найбільш точні передбачення швидкості вітру.

Розроблене програмне забезпечення було схвалено і впроваджено в Інституті загальної енергетики Національній академії наук України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Singh, S.; Bhatti, T.S.; Kothari, D.P. Wind power estimation using artificial neural network. *J. Energy Eng.* 2007, 133, 46–52.
- [2] Sharma, R.; Singh, D. A Review of Wind Power and Wind Speed Forecasting. *Rahul Sharma J. Eng. Res. and Appl.* 2018, 8, 1–9.
- [3] Wang, X.; Guo, P.; Huang, X. Energy Procedia A Review of Wind Power Forecasting Models. *Energy Procedia* 2011, 12, 770–778.
- [4] Wu, Y.; Hong, J. A literature review of wind forecasting technology in the world. In *Proceedings of the IEEE Lausanne Power Tech*, Lausanne, Switzerland, 1–5 July 2007; pp. 504–509.
- [5] Soman, S.S.; Zareipour, H.; Malik, O.; Mandal, P. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons. In *Proceedings of the 2010 North American Power Symposium (NAPS 2010)*, Arlington, TX, USA, 26–28 September 2010; pp. 1–8.
- [6] De Giorgi, M.G.; Ficarella, A.; Tarantino, M. Assessment of the benefits of numerical weather predictions in wind power forecasting based on statistical methods. *Energy* 2011, 36, 3968–3978.
- [7] Jung, J.; Broadwater, R.P. Current status and future advances for wind speed and power forecasting. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2014, 31, 762–777
- [8] Focken, U.; Lange, M.; Waldl, H.-P.H.-P. Previento-A Wind Power Prediction System with an Innovative Upscaling Algorithm. In *Proceedings of the European Wind Energy Conference (EWEC)*, Copenhagen, Denmark, 2–6 July 2001; pp. 1–4.
- [9] De Felice, M.; Alessandri, A.; Ruti, P.M. Electricity demand forecasting over Italy: Potential benefits using numerical weather prediction models. *Electr. Power Syst. Res.* 2013, 104, 71–79.

- [10] Zhang, J.; Yan, J.; Infield, D.; Liu, Y.; Lien, F. sang Short-term forecasting and uncertainty analysis of wind turbine power based on long short-term memory network and Gaussian mixture model. *Appl. Energy* 2019, 241, 229–244. [
- [11] Foley, A.M.; Leahy, P.G.; Marvuglia, A.; McKeogh, E.J. Current methods and advances in forecasting of wind power generation. *Renew. Energy* 2012, 37, 1–8.
- [12] Jung, S.; Kwon, S.D. Weighted error functions in artificial neural networks for improved wind energy potential estimation. *Appl. Energy* 2013, 111, 778–790.
- [13] Zhao, Y.; Ye, L.; Li, Z.; Song, X.; Lang, Y.; Su, J. A novel bidirectional mechanism based on time series model for wind power forecasting. *Appl. Energy* 2016, 177, 793–803.
- [14] Durán, M.J.; Cros, D.; Riquelme, J. Short-term wind power forecast based on ARX models. *J. Energy Eng.* 2007, 133, 172–180. [
- [15] Gallego, C.; Pinson, P.; Madsen, H.; Costa, A.; Cuerva, A. Influence of local wind speed and direction on wind power dynamics-Application to offshore very short-term forecasting. *Appl. Energy* 2011, 88, 4087–4096.
- [16] Firat, U.; Engin, S.N.; Sarcalar, M.; Ertuzum, A.B. Wind Speed Forecasting Based on Second Order Blind Identification and Autoregressive Model. In *Proceedings of the 2010 Ninth International Conference on Machine Learning and Applications*, Washington, DC, USA, 12–14 December 2010; pp. 686–691.
- [17] Wu, Y.R.; Zhao, H.S. Optimization maintenance of wind turbines using Markov decision processes. In *Proceedings of the 2010 International Conference on Power System Technology: Technological Innovations Making Power Grid Smarter*, POWERCON2010, Hangzhou, China, 24–28 October 2010; pp. 1–6.
- [18] Marugán, A.P.; Márquez, F.P.G.; Perez, J.M.P.; Ruiz-Hernández, D. A survey of artificial neural network in wind energy systems. *Appl. Energy* 2018, 228, 1822–1836.

- [19] Wang, J.; Yang, W.; Du, P.; Niu, T. A novel hybrid forecasting system of wind speed based on a newly developed multi-objective sine cosine algorithm. *Energy Convers. Manag.* 2018, 163, 134–150.
- [20] Sideratos, G.; Hatziargyriou, N.D. Probabilistic Wind Power Forecasting Using Radial Basis Function Neural Networks. *IEEE Trans. Power Syst.* 2012, 27, 1788–1796.
- [21] Hong, Y.Y.; Rioflorido, C.L.P.P. A hybrid deep learning-based neural network for 24-h ahead wind power forecasting. *Appl. Energy* 2019, 250, 530–539.
- [22] Pelletier, F.; Masson, C.; Tahan, A. Wind turbine power curve modelling using artificial neural network. *Renew. Energy* 2016, 89, 207–214.
- [23] Sideratos, G.; Hatziargyriou, N.D. An advanced statistical method for wind power forecasting. *IEEE Trans. Power Syst.* 2007, 22, 258–265.
- [24] Bilal, B.; Ndong, M.; Adjallah, K.H.; Sava, A.; Kebe, C.M.F.; Ndiaye, P.A.; Sambou, V. Wind turbine power output prediction model design based on artificial neural networks and climatic spatiotemporal data. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology 2018*, Lyon, France, 20–22 February 2018; pp. 1085–1092.
- [25] Jyothi, M.N.; Rao, P.V.R. Very-short term wind power forecasting through Adaptive wavelet neural network. In *Proceedings of the 2016-Biennial International Conference on Power and Energy Systems: Towards Sustainable Energy, PESTSE 2016*, Bengaluru, India, 21–23 January 2016; IEEE: Piscataway, NJ, USA.
- [26] Lin, Z.; Liu, X.; Collu, M. Wind power prediction based on high-frequency SCADA data along with isolation forest and deep learning neural networks. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2020, 118, 105835.
- [27] Lin, Z.; Liu, X. Wind power forecasting of an offshore wind turbine based on high-frequency SCADA data and deep learning neural network. *Energy* 2020, 201, 117693.

- [28] Marcos, J.; Alexandre, L.; Saulo, K.G.; Jairo, R.F.; Mattos, J.G.Z. De A Meteorological–Statistic Model for Short-Term Wind Power Forecasting. *J. Control Autom. Electr. Syst.* 2017, 28, 679–691.
- [29] [Веб-ресурс] Стандарт IEEE 147, <http://www.iso-architecture.org/ieee-147/>
- [30] Edsger W. Dijkstra Програмування як вид людської діяльності. 1979 (EWD117).