

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ PROPHET ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ ВІТРОВОГО ПОТОКУ

Отримано 17 жов. 2025 р.; рекомендовано до публікації 09 груд. 2025 р.
Доступно онлайн 31 груд. 2025 р.

Молибог О.¹, Балтовський Ю.²

Автор для кореспонденції: Молибог Олександр,
e-mail: almolibog@gmail.com

¹ аспірант
<https://orcid.org/0009-0005-7286-1787>

² аспірант
<https://orcid.org/0009-0002-2377-9099>

^{1,2} Інститут відновлюваної енергетики НАН
України, м. Київ, Україна

Анотація. Мета статті – оцінити доцільність використання нейронної мережі Prophet та окремих бібліотек мови програмування Python для виконання кореляції й середньострокового прогнозування вітрового потенціалу в Приазовському регіоні, а також порівняти отримані прогнози з результатами, що отримані різними методами лінійної регресії. У межах статті проведено кореляцію вимірених значень швидкості вітру з метеозогли з даними реаналізу ERA5 на висоті 100 м та визначено коефіцієнти нахилу і вільний член лінійної регресії. Синтетичні часові ряди, сформовані на основі даних реаналізу за 2009–2019 роки, використано як регресори для нейронної мережі. На основі прогнозних погодинних значень швидкості вітру на період 2020–2022 років, отриманих на виході нейронної мережі, розраховано середні швидкості вітру, параметри форми та масштабу розподілу Вейбулла, а також визначено питому щільність потужності на висоті 100 м. Отриманий середньостроковий прогноз на 1–2 роки зіставлено з результатами вимірювань на другій метеорологічній зоглі, що розташована поблизу. Для довгострокового прогнозу порівняно результати з оцінкою вітрового потенціалу, виконаною у програмному забезпеченні WindPRO.

Ключові слова: відновлювана енергетика, вимірювання параметрів вітрового потоку, енергетичний потенціал, середня швидкість вітру, MCP, нейрона мережа Prophet, прогнозування, щільність потужності вітрового потоку.

Використані позначення та скорочення

ВЕС – вітрова електрична станція

ВЕУ – вітроенергетична установка

MCP – measure-correlate-predict (вимірювання – кореляція – прогноз)

ЩПВП – щільність потужності вітрового потоку (аналог англ. WPD – wind power density)

MHK – метод найменших квадратів (аналог англ. OLS – Ordinary Least Squares)

CAIMKC – сезонна авторегресивна інтегрована модель ковзного середнього (аналог англ. SARIMA – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)

Вступ

Невідворотність розвитку української енергетичної галузі в напрямі збільшення частки відновлюваних джерел енергії в загальному енергетичному балансі країни визначено Енергетичною стратегією України до 2050 року [1] та неодноразово було підтверджено представниками влади та керівництвом Міністерства енергетики України й оператора системи передачі. Проблематика переходу до «зеленої» енергетики обговорювалась на численних форумах і конференціях, а провідні експерти багато разів фокусували свою увагу на різних аспектах розвитку кожного з напрямів відновлюваної енергетики.

Не буде перебільшенням сказати, що вітрова енергетика посідає окреме місце серед інших напрямів ВДЕ і має чимало особливостей. Проекти вітрових станцій

вирізняються серед інших довгою та дорожчою процедурою розвитку проекту від початку до отримання необхідних дозволів (девелопменту проекту), а в подальшому відносно тривалим процесом будівництва та введення в експлуатацію. Терміни реалізації проектів ВЕС від пошуку місця розташування до початку операційної діяльності можуть сягати 5–7 років. Саме тому критично важливим етапом розвитку проекту є попередній аналіз вітрового та енергетичного потенціалу району розміщення ВЕС, який здебільшого виконується на самому початку процесу девелопменту. Наразі існує кілька інструментів для такої оцінки:

- атласи – як інтерактивні, так і традиційні;
- попередня оцінка потенціалу в спеціалізованому програмному забезпеченні.

Обидва способи мають свої недоліки та переваги. Наприклад, для попередньої оцінки може бути використано загальнодоступні джерела [2, 3], проте такі оцінки зазвичай значно перевищують реальні показники середньої швидкості вітру, отримані в разі реальних вимірів – в окремих випадках до 0,8–0,9 м/с, оскільки під час створення атласів використовується downscaling (моделювання швидкостей та напрямків вітру від великих масштабів, 20–200 км, до малих, 0,1–1,0 км), дані ERA 5 за 2008–2017 роки [2]. Така похибка спотворює результати енергетичного потенціалу та дає занадто оптимістичні економічні оцінки проекту. Атлас [4] сфокусований на потенціалі досить великих регіонів – областей, територіальних громад тощо, тоді як ВЕС розташована на меншій території й вимагає меншого масштабу для оцінки.

Найпопулярнішим способом оцінки вітрового та енергетичного потенціалу в практичній діяльності компаній, що розвивають та реалізують проекти вітрових станцій, є виконання попередньої оцінки спеціалізованими компаніями у відповідному програмному забезпеченні (WindPRO, WaSP та інше), але для якісної оцінки потрібно визначити одну чи кілька моделей вітрових турбін і виконати мікросайтінг площадок. На етапі відбору такі підготовчі роботи вимагатимуть певного часу й матеріальних витрат, що може бути недоречним особливо для невеликих проєктів. Крім того, переважна більшість таких програм та компаній виконавців є закордонними, що робить українську вітроенергетику залежною від зовнішніх обставин.

Отже, для вирішення вказаної проблеми визначення енергетичного потенціалу пропонується дослідити ефективність прогнозування швидкості вітру та виконати розрахунок питомої щільності потужності для ділянки в Приазовському регіоні на періоди 1–2 роки та 16 років. Дослідження виконуватиметься на основі даних реаналізу ERA 5, реальних вимірів (з метеостанції або метеостанції) з використанням нейронної мережі Prophet і загальнодоступних бібліотек високорівневої мови програмування Python, як-от NumPy, Pandas, SciPy тощо, та застосуванням методу MCP.

Варто зазначити, що використання Prophet описано в кількох дослідженнях щодо короткострокового [5] та довгострокового [6] прогнозування і показує, що має менші похибки, ніж більш традиційні моделі, наприклад CAIMKC (SARIMA). Українські дослідники також використовують мережу Prophet для прогнозування ВДЕ, але основний фокус у дослідженнях зроблено на сонячній енергетиці, тоді як для цілей вітроенергетики вона ще не застосовувалась.

Мета і завдання

Мета роботи – визначити можливість та ефективність використання нейронної мережі Prophet для оцінки вітрового потоку в середньостроковому (для цієї роботи 1–

2 роки) й довгостроковому (16 років) горизонтах прогнозування із застосуванням методу MCP; на основі отриманих синтетичних прогнозних рядів визначити параметри розподілу ймовірності Вейбулла, розрахувати питому щільність потужності вітрового потоку (WPD) та порівняти їх з наявними фактичними результатами вимірювань метеостанції й даних, отриманих з програмного комплексу WindPro.

Виклад основного матеріалу

Опис досліджуваного району

Потенціал енергії вітру був здавна відомий та використовувався на території України. Вже у 1917 році потужність вітрових двигунів для виготовлення борошна та перекачування води становила 1400 МВт [4, с. 65], що цілком співставне із сучасним станом вітроенергетики в країні, де на кінець 2024 року встановлена потужність вітрових електричних станцій становила 1921,4 МВт (за винятком ВЕС, що розташовані на території тимчасово окупованої АР Крим) [7]. Із розвитком технологій – збільшення висоти вежі та діаметра ротора вітрової турбіни – майже для всіх регіонів країни стають привабливими та економічно доцільними проекти великих промислових ВЕС, а загальний енергетичний потенціал для оншорних ВЕС на території України оцінюється в 407 ГВт [3, с. 15]. Одним з найцікавіших регіонів є Приазов'я, яке було одним із перших регіонів у державі, де були побудовані перші великі вітрові електричні станції, як-от ВЕС Вітроенергопром (роки будівництва 1998–2013, потужність 30,53 МВт), Новоазовська ВЕС (роки будівництва 2010–2012, потужність 57,5 МВт), Ботієвська ВЕС (роки будівництва 2011–2014, потужність 200 МВт) тощо. Отже, велика зацікавленість, хороший вітровий потенціал та наявність результатів довгострокових спостережень роблять Донецьке Приазов'я цікавим об'єктом для дослідження.

Для дослідження було вибрано ділянку 10 x 40 км, що показана на рис. 1, на південному заході Донецької області на території Мангушської селищної територіальної громади, Маріупольської міської територіальної громади, Нікольської селищної територіальної громади Маріупольського району Донецької області та частково Оси́півської селищної територіальної громади Бердянського району Запорізької області.

Досліджувана область розташована на межі Приазовської низовини та Приазовської височини. Рельєф плоский або слабохвилястий, у центрі та на півдні з висотами 70–100 м, а на півночі (у частині Приазовської височини) – 100–300 м [9, с. 75–76]. У табл. 1 показано координати й висоти розташування метеостанції – «фактичних», для яких було проведено заміри параметрів вітрового потоку (точки 1 і 2) та «віртуальних» (точки 4 і 5) з даними реаналізу ERA 5. Додатково показано розташування метеостанції «Маріупольська» (точка 3).

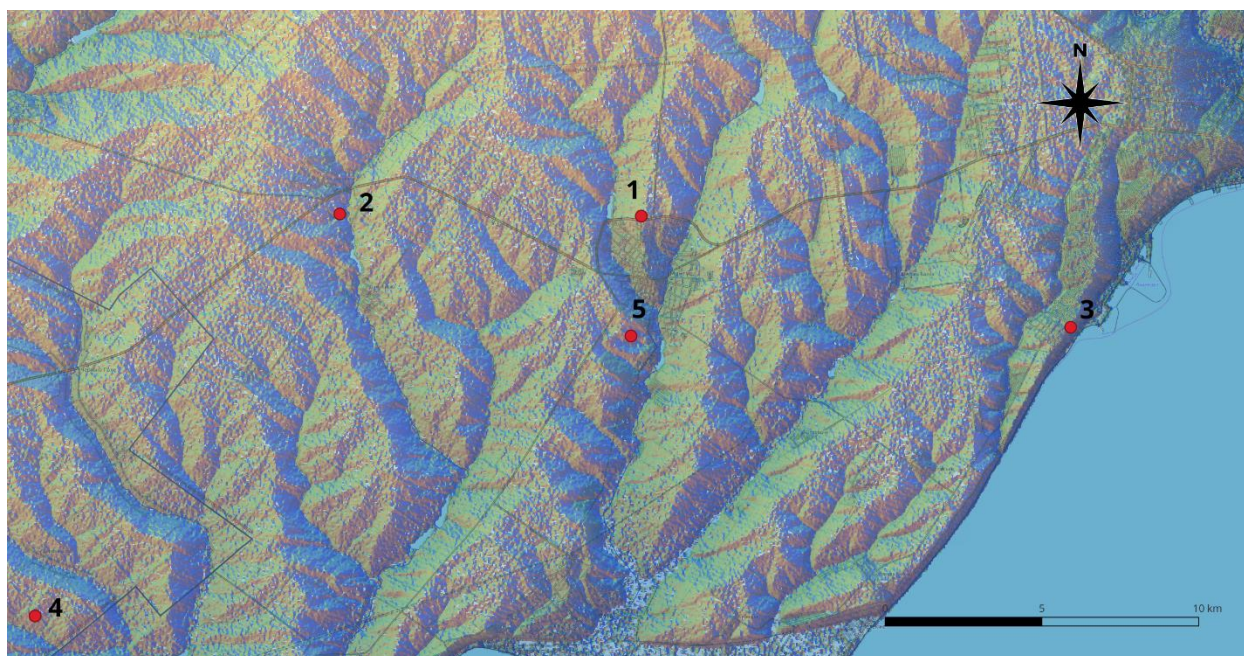


Рис. 1. Карта району дослідження: 1 – Метеоцогла «Мангуш»; 2 – Метеоцогла «Комишувате»; 3 – Метеостанція «Маріупольська»; 4 – ERA 5T, точка 1; 5 – ERA 5T, точка 2

Таблиця 1. Координати та висоти точок вимірювання параметрів вітрового потоку

№	Найменування	Тип даних	Широта	Довгота	Висота, м
1	Метеоцогла «Мангуш»	вимірювання	47.0742	37.3043	76
2	Метеоцогла «Комишувате»	вимірювання	47.074828	37.177834	69
3	Метеостанція «Маріупольська»	вимірювання	47.0425	37.4844	62
4	ERA 5T, точка 1	реаналіз	47.04	37.1	77
5	ERA 5T, точка 2	реаналіз	47.04	37.35	49

Відповідно до метеорологічних показників, що були виміряні на метеостанції «Маріупольська» за період з 01.02.2005 по 31.07.2025 середньорічна температура в досліджуваному регіоні становить 11,09 °C із сезонними мінімумами в грудні – лютому та максимумами в липні – серпні. Середня швидкість вітру на висоті 10–12 м дорівнює 4,6 м/с із середнім максимумом у лютому – березні – 5,22–5,11 м/с та мінімумом у липні – 3,9 м/с. Місце досліджень характеризується переважанням напрямком вітру з південного сходу, як показано на рис. 2.

Отримані дані добре корелюються з даними за переважними напрямками вітру [3, 4] та [10, с. 18]. Порівнявши результати аналізу метеорологічних умов метеостанції з даними реаналізу та фактичного виробництва існуючих ВЕС по інших ділянках регіону, можна стверджувати, що вітрова обстановка в розглядуваному районі репрезентативна для Приазов'я.

Опис вхідних даних

Підготовка вхідних даних – важливий етап для точного прогнозування, а в разі використання нейронних мереж, зокрема Prophet, дані не мають містити пропусків, різні числові ряди мають бути синхронізованими та

мати однакову розмірність. У межах роботи використані погодинні дані [9] а під час підготовки даних зроблено такі припущення та спрощення:

- періоди прогнозування: для «віртуальних» метеоцогл підготовлено та завантажено набори даних за період з 01.01.2009 по 31.07.2025, вимірювання параметрів на «фактичних» метеоцоглах вітрового потоку проведено з жовтня 2019 до лютого 2022, отже, період, що перетинається, становить два роки – 2020 та 2021;
- під час розрахунків не враховується напрямок вітру;
- для зменшення обсягу розрахунків використано лише дві точки реаналізу;
- досліджуваний період обмежено періодом до 2035 року, що становить від періоду навчання нейронної мережі 15 років.
- вибрано такі горизонти прогнозування:
 - середньострокове – 1–2 роки (актуально для операційної діяльності вже існуючих вітрових парків);
 - довгострокове – 17–20 років (для оцінки вітрового та енергетичного потенціалу на етапі девелопменту проектів вітрових станцій).

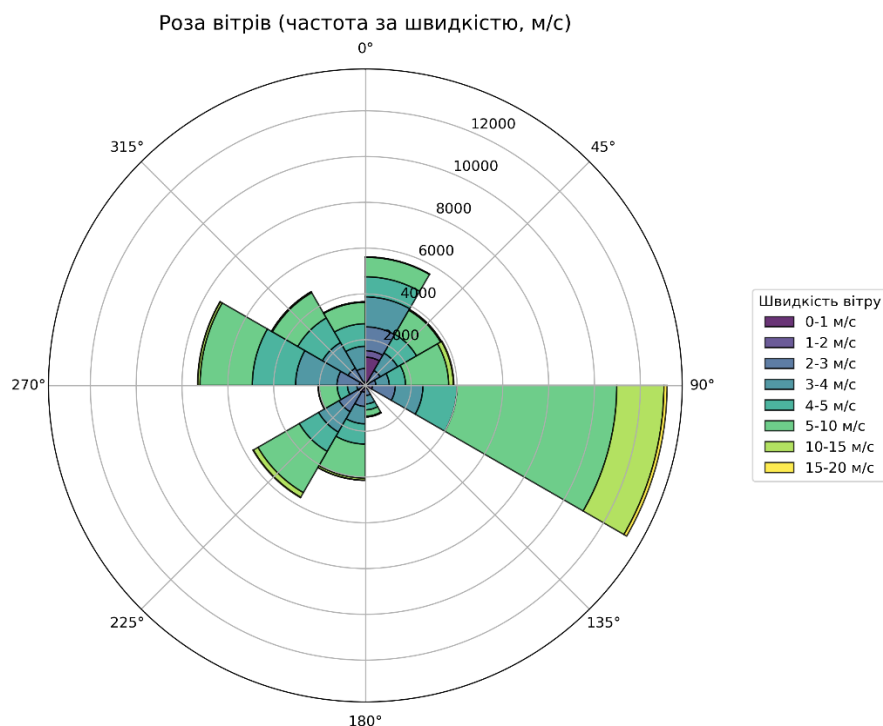


Рис. 2. Роза вітрів у регіоні дослідження за період з 01.02.2005 по 01.08.2025 на висоті 10–12 м

Підготовка даних вимірів (дані з площадки)

У цій роботі використовуються результати вітровимірювальної компанії, що проводилась у досліджуваному регіоні протягом 2019–2022 років за вимогами стандартів Measnet [11], отриманих з двох метеощогл. Отримані 10-хвилинні заміри на висоті 100 м було усереднено до погодинних значень та використано окремими числовими рядами для кожної з метеощогл. Погодинні дані з метеощогли «Мангуш» використано для кореляції даних з площадки з даними ERA 5 та подальшого регресійного аналізу. А виміри зі щогли «Комишувате» викорис-

тано для оцінки результатів середньострокового прогнозування.

Як еталонні дані було використано дані п'ятого покоління Європейського центру середньострокових прогнозів погоди – ECMWF-реаналізу глобального клімату та погоди – ERA 5 [15] для визначеної локації.

Для отриманих рядів були розраховані відповідності часових рядів та була виконана перевірка кореляції між даними реаналізу та вимірювань, результати якої наведено в табл. 2.

Таблиця 2. Коефіцієнти кореляції даних ERA 5 з фактичними вимірюваннями на висоті 100 м

№ п/п	Пари точок вимірювання	Коефіцієнт Пірсона	Коефіцієнт кореляції Спірмана
1	ERA 5T, точка 1 – Метеощогла «Мангуш»	0,87278768	0,866967697
2	ERA 5T, точка 2 –Метеощогла «Мангуш»	0,8767909	0,870051131

Лінійна регресія є одним з поширених методів коригування довгострокових даних. Для врахування локальних особливостей було виконано регресійний аналіз для двох погодинних рядів швидкості вітру за даними ERA 5 та вимірювань метеощогли «Мангуш»; для рядів ERA 5 було розраховано коефіцієнти за формулою множинної лінійної регресії (Multiple Linear Regression) для моделі з двома предикторами [18]:

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2,$$

де

$\hat{y}$ – прогнозне значення;

β_0 – вільний член;

β_1, β_2 – коефіцієнти нахилу при ознаках;
 X_1, X_2 – значення регресорів (дані реаналізу)

Як було зазначено вище, лінійна регресія через свою простоту є одним з найпоширеніших методів уточнення довгострокових даних, проте і найменш точним. Для оцінки точності кореляції були розраховані коефіцієнти та вільний член регресії методами LinearRegression (OLS) та стійкіші до викидів робастні методи HuberRegressor, TheilSenRegressor бібліотеки sklearn.linear_model мови програмування Python, результати розрахунків наведено в табл. 3. Також, для перевірки вірності розрахунків, було виконано перевірочні обчислення в MATLAB, за якими отримані результати збігаються з отриманими в Python.

Таблиця 3. Отримані коефіцієнти множинної лінійної регресії для різних методів

Метод	θ_0	θ_1	θ_2
OLS	1,222217217	0,100022609	0,786130727
Huber	1,17773909	0,132754806	0,758885996
TheilSen	1,117664267	0,640234739	0,270355927

Результатом застосування формули множинної лінійної регресії є синтетичний ряд, що містить обидві точки з даними реаналізу з урахуванням фактичних замірів на метеостоглі. Отриманий ряд наближає дані ERA 5 до умов конкретного регіону з його унікальною орографією та розою вітрів. Як вже зазначалось вище, набори даних мають бути нормалізованими без викидів та без розривів, а профіль референтних даних ERA 5 має бути якомога ближчим до замірів.

Для визначення точності кореляції відповідно до [12] використовуються чисельні метрики:

коефіцієнт детермінації R^2 (метод `r2_score` бібліотеки `sklearn.metrics`) – представляє частку дисперсії, яка була пояснена незалежними змінними в моделі, що показує, наскільки добре модель передбачатиме нові, невідомі зразки;

RMSE – коренева середньоквадратична похибка (КСКП), метод `mean_squared_error` бібліотеки `sklearn.metrics`, – показує середню різницю між прогнозними та фактичними даними;

MAE – середня абсолютна похибка (САП), метод `mean_absolute_error` бібліотеки `sklearn.metrics` – для оцінки середнього розміру похибки в прогнозі;

Середнє співвідношення показує, наскільки збігаються середні швидкості вітру в еталонній виборці з прогнозою.

Таким чином, перед подачею даних на вхід нейронної мережі будуть відомі попередні очікування щодо точності побудованого прогнозу.

Головний інструмент прогнозування в цій роботі – нейронна мережа Prophet, яка є бібліотекою для прогнозування часових рядів, розробленою корпорацією Facebook і базується на адитивній моделі, де нелінійні тренди демонструють річні, тижневі, денні та святкові ефекти. Вона працює якнайкраще з часовими рядами, які мають виражені сезонні ефекти і декілька років спостережень. Prophet стійкий до відсутніх даних та змін тенденцій і зазвичай гарно опрацьовує викиди. Крім того, варто відзначити, що якість прогнозу значно зростає у разі подачі на вхід мережі опорних точок, отриманих по фактичних замірах (через особливість вихідних даних у цій роботі така можливість не використовувалась, проте для прогнозування роботи на діючій ВЕС вбачається як вкрай перспективна). Під час побудови моделі та прогнозу Prophet дає можливість додати так звані предиктори. Як зазначається авторами Prophet, предиктори

мають бути визначеними як для наявних, так і прогнозних даних. Це має бути дещо, що відомо наперед, наприклад свята чи погодні прогнози. Як предиктори були використані ретроспективні дані ERA 5 з двох локацій за 2009–2025 роки, об'єднанні в один синтетичний ряд, після регресійного аналізу. Використання предикторів дало змогу надати прогнозу почасової варіабельності, водночас зі збереженням усіх трендів щодо середніх значень відповідно до сезонних факторів.

На виході нейронної мережі отримано прогнозний погодинний числовий ряд значень швидкості вітру для середньострокового періоду на 2020–2021 роки та довгострокового – на 2021–2035 роки. Для отриманих наборів даних були розраховані значення середньої швидкості вітру та параметри розподілу ймовірності Вейбулла A та k . Отримані результати порівняно з фактичними даними вимірів метеостоглі «Комишувате» та визначені відхилення, проаналізовано фактори, що впливають на відмінність результатів.

Визначення основних параметрів потенціалу вітрового потоку є важливим, але недостатнім етапом оцінки перспективності площадки для розташування ВЕС. Тому з огляду на невизначеність щодо типу, потужності та діаметра ротора вітрової турбіни було прийнято рішення виконати оцінку енергетичного потенціалу ділянки через питому щільність потужності вітрового потоку за виразом [19].

$$WPD = \frac{1}{2} \rho A^3 \Gamma \left(1 + \frac{3}{k}\right),$$

де

ρ – питома густина повітря прийнята за 1,225 кг/м³ за нормальних атмосферних умов;

A – параметр масштабу розподілу Вейбулла;

k – параметр форми розподілу Вейбулла;

Γ – гамма-функція Ейлера.

Отримані результати порівнюються з розрахованими очікуваними значеннями в програмному забезпеченні WindPRO для 20 років.

Отримані результати

Дані, які були отримані протягом вітровимірювальної компанії на метеостоглі «Комишувате» за січень–грудень 2021 року, вибрано еталоном для перевірки результатів регресійного аналізу та середньострокового прогнозу, що був зроблений Prophet. У табл. 4 наведено розраховані метрики погодинних рядів швидкості вітру, синтезованих для кожного з вибраних методів лінійної регресії та прогнозу Prophet.

Таблиця 4. Метрики для синтетичних рядів та середньострокового прогнозу Prophet у порівнянні із замірами на щоглі «Комишувате»

Метод	R ²	RMSE	MAE	Середнє співвідношення
OLS	0,76	1,5269	1,1953	1,0334
Huber	0,7602	1,5362	1,1934	1,0333
Theil Sen	0,7588	1,5407	1,1942	1,0350
Prophet 2020–2021	-0,7621	4,038	3,2356	1,0809
wind_forecast_2020–2030	-0,9619	4,2609	3,4513	1,1216

Отримані результати свідчать, що модель цілком працездатна, але їй бракує точності. Зазвичай добре підібрані набори даних переважно мають коефіцієнт детермінації R² – який показує рівень кореляції між прогнозними (синтетичними) та фактичними даними [12], – понад 0,8–0,9. А при коефіцієнті 0,76 ми маємо середній рівень кореляції для отриманих рядів. Середньоквадратична похибка RMSE має достатньо велике значення, що може вказувати на певні викиди в даних [12], як і велика абсолютна похибка MAE, що вказує на відхилення синтетич-

них даних від фактичних значень. А значення Середнього співвідношення, близькі до 1,0, показують, що середня еталонна швидкість вітру за 2021 рік близька до прогнозних значень.

Окремо була виконана агрегація погодинних швидкостей вітру для отриманого методом OLS синтетичного ряду та прогнозного ряду Prophet, на добовому та тижневому часових інтервалах. Отримані метрики відносно еталонного ряду вимірів з метеощогли «Комишувате» наведено в табл. 5.

Таблиця 5. Метрики, отриманні за агрегованими даними за добовими та тижневими інтервалами швидкості вітру

Метод	R ²	RMSE	MAE	Середнє співвідношення
Погодинні ряди даних				
Метод OLS	0,744802	1,536731	1,192204	1,027137
Прогноз Prophet	-0,76207	4,038046	3,235561	1,080891
Дані, агреговані за добовими інтервалами				
Метод OLS	0,898523	0,730919	0,58615	1,027745
Прогноз Prophet	-0,98665	3,234042	2,564595	1,079914
Дані, агреговані за тижневими інтервалами				
Метод OLS	0,913951	0,391592	0,309646	1,029046
Прогноз Prophet	-1,36125	2,051308	1,636997	1,080462

Підсумовуючи, відповідно до [15] нейронна мережа показує достатньо точні короточасні прогнози (з горизонтом у декілька годин) порівняно із SARIMA, але вже при прогнозуванні доби наперед або тиждень наперед відхилення становить 42 та 44 %, відповідно [16, с. 27]. Отже, необхідно відмітити, що чим довшим є час прогнозу, тим більша накопчується похибка, яка спотворює результати прогнозування та, як наслідок, фінальний розподіл. До того ж навіть агрегація для згладжування

числових рядів не дозволяє нейронній мережі «вловити» сезонну та добову зміну швидкостей вітру.

Звертає на себе увагу той, факт, що метрика Середнє співвідношення, що описує відношення прогнозного значення до еталонного значення, а також екстремальні та середні значення, цілком відповідають дійсності, а відхилення прогнозних даних нейронної мережі від вимірів становить близько 0,54 м/с, або близько 7 %.

Таблиця 6. Зіставлення екстремальних та середніх значень швидкості вітру для отриманих прогнозів та даних вимірювання швидкості вітру

Метод	MIN, м/с	Середнє за період, м/с	MAX, м/с
Погодинні ряди даних			
Щогла «Комишувате»	0,430095	6,726601	18,96468
Метод OLS	1,327605	6,909138	16,44631
Прогноз Prophet	1,149804	7,270723	16,95865

Метод	MIN, м/с	Середнє за період, м/с	MAX, м/с
Дані, агреговані за добовими інтервалами			
Щогла «Комишувате»	2,249139	6,718009	13,76989
Метод OLS	2,850237	6,904399	13,46845
Прогноз Prophet	2,009516	7,254872	16,12467
Дані, агреговані за тижневими інтервалами			
Щогла «Комишувате»	4,537066	6,720017	12,02513
Метод OLS	4,617804	6,915208	12,1621
Прогноз Prophet	4,449635	7,26072	12,0272

Ситуацію, що склалася з прогнозом, відповідно до результатів показаних в таблицях 5 та 6, цілком можна пояснити несинхронністю зміни швидкості вітру за умови відповідності характерних для досліджуваної території показників швидкості вітру на заданій висоті. Для підтвердження цього припущення було розраховано коефіцієнти кореляції Пірсона та Спірмена, що становлять лише 0,04–0,11 (і не залежать від агрегації) на відміну від синтетичного ряду, коефіцієнти для якого зростають від 0,86 до 0,97 залежно

від рівня агрегації. Далі, значне – з погляду подальших розрахунків енергетичного потенціалу ділянки, наприклад річного виробітку енергії – відхилення середніх значень цілком пояснюється даними, на яких мережу навчали (середня швидкість вітру для 2019–2020 років трохи вище середніх значень довгострокових спостережень і становить 7,37 м/с, що вище на 0,49 м/с від прийнятого еталона), та відсутністю корегування прогнозу через опорні предиктори на прогнозованому проміжку.

Таблиця 7. Порівняння параметрів розподілу Вейбулла для середньострокового прогнозу швидкості вітру

Точка виміру	Період	Середня швидкість вітру, м/с	Параметри розподілу Вейбулла		Стандартне відхилення, м/с
			A	k	
Метеомачта «Комишувате»	Січень 2021 – грудень 2021	7,28	8,28	2,28	3,10
Результати прогнозу Prophet	Січень 2021 – грудень 2021	7,52	8,44	2,84	3,17

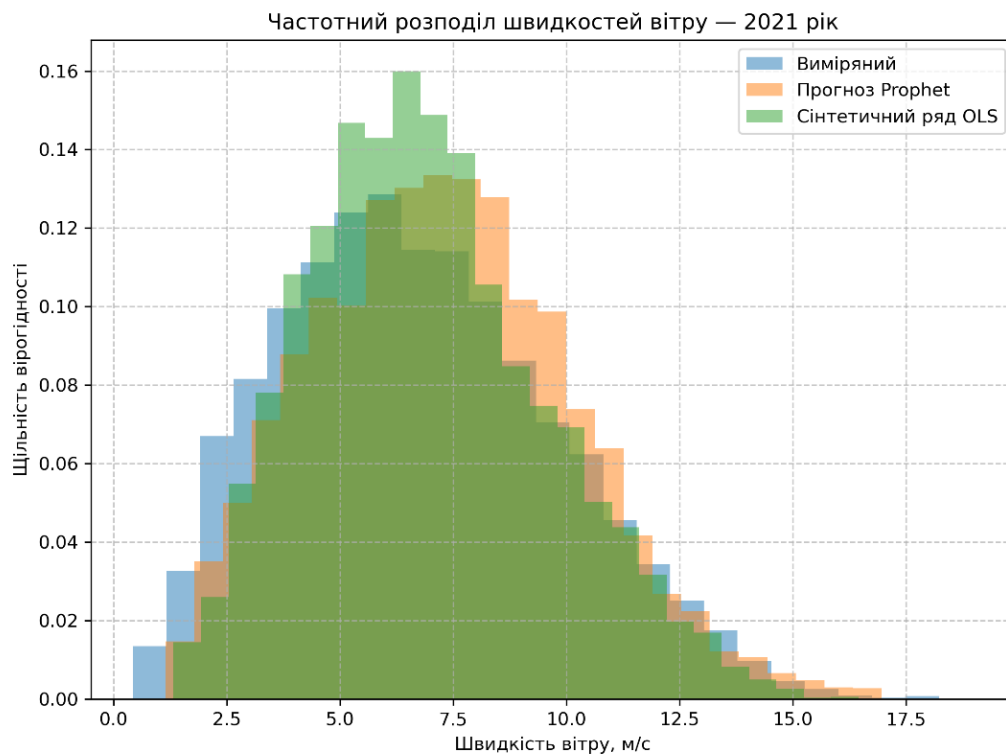


Рис. 3. Розподіл частоти швидкості вітру за період з 01.01.2021 по 31.12.2021

На діаграмах на рис. 3 та по даних в таблицях 7 та 8 можна побачити, що фактично (гістограма «Виміряний») більшість часу вітрові турбіни працюватимуть у діапазоні швидкостей вітру від 3 до 6 м/с – з потужністю значно меншою від номінальної для багатьох типів промислових ВЕУ

мегаватного класу. Водночас Prophet прогнозує більше годин зі швидкістю вітру 7,5–11 м/с, тобто з потужністю, близькою до номінальної або номінальної потужності ВЕУ. Відповідно, прогноз із таким розподілом завищує остаточний рівень виробництва електричної енергії ВЕУ.

Таблиця 8. Порівняння параметрів розподілу Вейбулла та середньої швидкості вітру для довгострокового прогнозу

Точка виміру	Період	Середня швидкість вітру, м/с	Параметри розподілу Вейбулла	
			A	k
Дані WindPRO Щогла «Мангуш»	Січень 2019 – грудень 2035	7,37	8,3	2,34
Дані WindPRO Щогла «Комишувате»	Січень 2021 – грудень 2035	6,85	7,7	2,29
Оцінка по нормалізованих даних ERA-5	Січень 2020-Грудень 2035	7,41	7,71	3,17
Результати довгострокового прогнозу Prophet	Січень 2020-Грудень 2035	7,39	8,28	2,77

Окремим важливим параметром для попередньої оцінки енергетичного потенціалу ВЕС є, як зазначалось вище, питома щільність потужності вітрового потоку. У

табл. 9 узагальнено дані щодо прогнозів середньої щільності потужності вітрового потоку на період 16 років з 2020 по 2035 рік.

Таблиця 9. Узагальнені дані щодо прогнозованої щільності вітрового потоку, Вт/м²

Точка виміру	Період	Прогнозна щільність вітрового потоку, Вт/м ²
Дані WindPRO. Щогла «Мангуш»	Січень 2019 – грудень 2035	404
Дані WindPRO. Щогла «Комишувате»	Січень 2021 – грудень 2035	328
Оцінка по нормалізованих даних ERA-5	Січень 2020 – грудень 2035	286
Результати довгострокового прогнозу Prophet	Січень 2020 – грудень 2035	377

Отримані результати показують, що для попередньої оцінки використання нейронної мережі Prophet не є доцільним через великі похибки та невизначеності, які завищують показники швидкості вітру й питому ЩПВП і, як наслідок, дають занадто оптимістичні оцінки. Це певною мірою суперечить результатам, отриманим в [5], але причина може полягати в даних, що використовувались для навчання мережі – більш гладкі спостереження за 16 років у роботі [5] та фактичні й більш нерівномірні. Також у цій роботі не досліджувався вплив інших метеорологічних показників, як-от температура, вологість, атмосферний тиск та напрямок вітру.

Проте необхідно зазначити, що в горизонті 1–2 років (наприклад, для планування операційної діяльності вже існуючої ВЕС) прогнозування за допомогою Prophet може бути перспективним, особливо за умови відсутності необхідності в точній відповідності розподілу погодинних «вимірів» і за постійного корегування мережі через опорні точки.

Висновки

На основі досліджень визначено, що нейрона мережа Prophet може використовуватись для попередньої оцінки вітрового потенціалу лише для визначення середніх показників швидкості вітру та загальної оцінки щільності потужності вітрового потоку. Так, відхилення середньої швидкості вітру за період 1 рік становить лише 0,27 % порівняно з результатами WindPRO, водночас можна спостерігати значні відхилення параметрів розподілу ймовірностей Вейбулла. Прогнозний параметр масштабу A більше на 1,9 % за фактичні заміри, а параметр форми k (який має вплив на розрахунки виробітку) – на 19,72 %. Схожа ситуація і для довгострокового аналізу: до 7 % для параметра масштабу та 15,52–17,33 % для параметра форми. Оскільки для розрахунку питомої щільності вітрового потоку використовувались параметри розподілу Вейбулла, отримані результати також мають значні відхилення від еталонних значень.

Перевагами використання нейронної мережі є зменшення обсягу робіт з підготовки числових рядів та загальне зменшення витраченого часу на виконання оцінки, порівняно з розглянутими методами регресійного аналізу.

Результати цієї роботи підтверджують, що в розглядуваному регіоні – Приазовська низовина – дані реаналізу можуть бути використані для попередньої оцінки вітрового та енергетичного потенціалу територій для розміщення ВЕС за умови нормалізації довгострокових спостережень (зокрема узагальнених, наприклад ERA 5 або інших) та врахування деякого завищення показників вітру.

ПОСИЛАННЯ

1. Міністерство енергетики України. Енергетична стратегія [Електронний ресурс] URL: <https://mev.gov.ua/reforma/enerhetychna-stratehiya-0> (дата звертання: 12.08.2025)
2. GLOBAL WIND ATLAS [Електронний ресурс] URL: <https://globalwindatlas.info/en/> (дата звернення: 10.08.2025)
3. windProspecting [Електронний ресурс] URL: <https://www.windprospecting.com/> (дата звернення: 10.08.2025)
4. Атлас енергетичного потенціалу відновлюваних джерел енергії України: Видання третє, оновлене / за заг. ред. С. О. Кудрі. Київ: Інститут відновлюваної енергетики НАН України, 2024. 56 с.
5. Başak Öztürk, Gülbahar Bilgiç. A new approach to short-term wind speed prediction: the prophet model. <https://doi.org/10.1080/15567036.2022.2126035> [Електронний ресурс] URL: <https://www.tandfonline.com/doi/epdf/10.1080/15567036.2022.2126035> (дата звернення 15.08.2025)
6. Islam M. K., Rasul M. G. Ashfaq Ahmed Chowdhury. Forecasting of Solar and Wind Resources for Power Generation <https://doi.org/10.3390/en16176247> [електронний ресурс] URL: https://www.mdpi.com/1996-1073/16/17/6247?utm_source=chatgpt.com (дата звернення: 12.08.2025)
7. Кудря С. О. Нетрадиційні та відновлювані джерела енергії: підруч. К.: НТУУ “КПІ”, 2012. 492 с.
8. УВЕА ВИПУСТИЛА ОГЛЯД ВІТРОЕНЕРГЕТИЧНОГО РИНКУ 2024 [Електронний ресурс] URL: <https://uwea.com.ua/ru/news/entry/uvea-vipustila-oglyad-vtroenergetichnogo-rinku-2024/> (дата звернення: 12.08.2025)
9. Географічна енциклопедія України: В 3-х т. Редкол.: ... О. М. Маринич (відп. ред.) та ін. К.: “Українська енциклопедія” ім. М. П. Бажана, 1989. 1993. Т. 3: П — Я. 480 с.
10. Атлас енергетичного потенціалу відновлюваних джерел енергії України / за заг. ред. С. О. Кудрі. Київ: Інститут відновлюваної енергетики НАН України, 2020. 82 р.
11. Measnet. Evaluation of the site specific conditions Version 3 September 2022. URL: https://www.measnet.com/wp-content/uploads/2022/09/Measnet_Evaluation-of-Site-Especific-Wind-Conditions_v3-1.pdf (дата звернення 24.07.2025)
12. Yu Ding. Data Science for Wind Energy. Boca Ranton: Taylor & Francis Group, LLC, 2020. 425 p.
13. Piotrowski, Paweł, Inajara Rutyna, Dariusz Baczyński, i Marcin Kopyt Evaluation Metrics for Wind Power Forecasts: A Comprehensive Review and Statistical Analysis of Errors.. *Energies* 15, вип. 24 (2022): 9657 [Електронний ресурс] URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/24/9657> (Дата звернення 02.09.2025)
14. Документація нейронної мережі Prophet [Електронний ресурс] URL: https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html (дата звернення 10.07.2025)
15. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present [Електронний ресурс] URL: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=download> (дата звернення 10.07.2025)
16. Atasever Sema et al. A new approach to short-term wind speed prediction: the prophet model. 2022 Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects [Електронний ресурс] URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15567036.2022.2126035> (дата звернення 10.09.2025)
17. Prajowal Manandhar, Hasan Rafiq, Edwin Rodriguez-Ubinas, Themis Palpanas New Forecasting Metrics Evaluated in Prophet, Random Forest, and Long Short-Term Memory Models for Load Forecasting. [Електронний ресурс] URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/23/6131> (дата звернення 10.09.2025)
18. Douglas C. Montgomery et al. Introduction to linear regression analysis. 5th edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2012. 679 p.
19. Tian Pau Chan. Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application. [Електронний ресурс] URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261910002321> (дата звернення 15.09.2025)

RESEARCH ON THE EFFECTIVENESS OF THE PROPHET NEURAL NETWORK FOR DETERMINING WIND FLOW PARAMETERS

Received Oct. 17, 2025; accepted Dec. 09, 2025
Available online Dec. 31, 2025

Molyboh O.¹, Baltovskyy Y.²

Author for correspondence: Molyboh Olexandr,
e-mail: almolibog@gmail.com

¹ PhD Student
<https://orcid.org/0009-0005-7286-1787>

² PhD Student
<https://orcid.org/0009-0002-2377-9099>

^{1,2} Institute of renewable energy, NAS of
Ukraine, Kyiv, Ukraine

Abstract. *The aim of this article is to assess the feasibility of using the Prophet neural network together with selected Python libraries for the correlation analysis and mid-term forecasting of wind potential in the Azov region, as well as to compare the obtained results with several linear regression methods. In this study, wind-speed measurements from meteorological masts were correlated with ERA5 reanalysis data at an altitude of 100 m, and the corresponding slope coefficients and intercepts were determined. Synthetic time series were generated from the reanalysis data for the 2009–2019 period and used as regressors in training the neural network. Based on these series, the neural network produced hourly wind-speed forecasts for 2020–2022, from which the mean wind speeds, Weibull distribution shape and scale parameters, and wind-power density at 100 m were calculated. The mid-term forecasts (1–2 years ahead) were validated against measurements from a second meteorological mast located nearby. For the long-term forecast, the results were compared with wind-potential assessments obtained using the WindPRO software.*

Keywords: *renewable energy, measurement of wind flow parameters, wind energy potential, mean wind speed, MCP approach, Prophet neural network, forecasting, and wind power density.*

Designations and abbreviations used

WPP – wind power plant

WTG – wind turbine

MCP – measure-correlate-predict

WPD – wind power density

OLS – Ordinary Least Squares

SARIMA – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

Introduction

The inevitability of the development of Ukraine's energy sector toward increasing the share of renewable energy sources in the country's overall energy mix is defined by the *Energy Strategy of Ukraine until 2050* [1] and has been repeatedly affirmed by the government officials, the leadership of the Ministry of Energy of Ukraine, and the transmission system operator. The issues related to the transition to "green" energy have been discussed at numerous forums and conferences, while leading experts have repeatedly focused their attention on various aspects of the development of each technology within the renewable energy sector.

It would not be an overstatement to say that wind energy holds a distinct position among other areas of renewable energy and has a considerable number of specific characteristics. Wind power projects differ from others due to their longer and more expensive development process—from the initial stage to obtaining all necessary permits (project development)—and, later, the relatively extended period of construction and commissioning. The timeline for implementing a wind power plant (WPP)—from identifying the site to the

start of operational activity—may reach 5–7 years. For this reason, the preliminary assessment of the wind and energy potential of the proposed WPP location is a critically important stage, and it is usually carried out at the very beginning of the development process. Currently, several tools are available for such an assessment, including:

- wind atlases, both interactive and traditional;
- preliminary potential assessment using specialized software.

Both approaches have their own advantages and limitations. For example, publicly available sources can be used for preliminary assessment [2, 3], but the resulting estimates generally tend to significantly exceed the actual average wind speed values obtained from real measurements—by up to 0.8–0.9 m/s in some cases. This discrepancy arises because the development of wind atlases relies on downscaling (modelling wind speeds and directions from large spatial scales of 20–200 km down to smaller scales of 0.1–1.0 km), as well as ERA5 data for the

years 2008–2017 [2]. Such an error distorts the assessment of energy potential and leads to overly optimistic economic projections of the project. The atlas presented in [4] is focused on the potential of rather large regions—such as oblasts or territorial communities—whereas a wind power plant occupies a much smaller area and therefore requires a finer spatial scale for accurate assessment.

The most common approach to assessing wind and energy potential in the practical activities of companies that develop and implement wind power projects is to carry out a preliminary evaluation performed by specialized firms using dedicated software (such as WindPRO, WAsP, and others). However, obtaining a reliable assessment requires selecting one or several wind turbine models and conducting micro-siting of the proposed locations. At the initial screening stage, such preparatory procedures may require considerable time and financial resources, which may be impractical, particularly for small-scale projects. In addition, the overwhelming majority of these software tools and service providers are foreign, which makes the Ukrainian wind energy sector dependent on external conditions.

Therefore, to address the outlined challenge of determining the energy potential, it is proposed to examine the effectiveness of wind-speed forecasting and to calculate the wind-power density for a site in the Azov Sea region over periods of 1–2 years and 16 years. The study will be conducted using ERA5 reanalysis data, real measurements (from a met mast or meteorological station), the Prophet neural network, and publicly available libraries of the high-level programming language Python, such as NumPy, Pandas, SciPy, and others, along with the application of the MCP (Measure–Correlate–Predict) method.

It is worth noting that the use of Prophet has been described in several studies on short-term [5] and long-term [6] forecasting, demonstrating lower errors compared to more traditional models such as SARIMA. Ukrainian researchers also apply the Prophet network for forecasting in the field of renewable energy, although their primary focus has been on solar energy, whereas its application to wind-energy analysis has not yet been explored.

Purpose and Objectives

The purpose of this study is to determine the feasibility and effectiveness of using the Prophet neural network for assessing wind flow over medium-term (1–2 years for this work) and long-term (16 years) forecasting horizons, in combination with the MCP method. Based on the resulting synthetic forecast time series, the study aims to estimate the parameters of the Weibull probability distribution, calculate the wind power density (WPD), and compare these results with the available actual measurements from the meteorological mast as well as with data obtained from the WindPRO software package.

Main Material

Description of the Study Area

The wind-energy potential of Ukraine has been known and utilized for centuries. As early as 1917, the total installed capacity of windmills and water pumping reached 1,400 MW [4, p. 65], a figure that is quite comparable to the current state of wind energy in the country, where by the end of 2024, the installed capacity of wind power plants amounted to 1,921.4 MW (excluding WPPs located in the temporarily occupied Autonomous Republic of Crimea) [7]. With technological advancements—particularly increases in turbine tower height and rotor diameter—large-scale industrial wind farm projects have become attractive and economically viable in almost all regions of Ukraine, and the overall onshore wind-energy potential of the country is estimated at 407 GW [3, p. 15].

One of the most promising regions is the Azov Sea area, which was among the first in Ukraine to host large wind power plants, including the Vitroenerhoprom WPP (constructed in 1998–2013, 30.53 MW), the Novoazovsk WPP (constructed in 2010–2012, 57.5 MW), and the Botievo WPP (constructed in 2011–2014, 200 MW), among others. Consequently, the strong interest in the region, its favourable wind potential, and the availability of long-term measurement data make the Donetsk Azov area a compelling and relevant subject for this research.

For the purposes of this study, a 10 × 40 km area shown in Fig. 1 was selected in the southwestern part of Donetsk Oblast, encompassing the territories of the Mangush Settlement Territorial Community, the Mariupol City Territorial Community, and the Nikolske Settlement Territorial Community of the Mariupol District, as well as a portion of the Osypenko Settlement Territorial Community of the Berdiansk District in Zaporizhzhia Oblast.

The study area is located at the boundary between the Azov Lowland and the Azov Upland. The relief can be characterized as flat or gently undulating in the central and southern parts, with elevations ranging from 70 to 100 m, and rising to 100–300 m in the northern section, corresponding to the Azov Upland [9, pp. 75–76]. Table 1 presents the coordinates and elevations of the meteorological masts used in the study —“actual” sites (Points 1 and 2), where wind-flow parameters were directly measured, and “virtual” sites (Points 4 and 5), based on ERA5 reanalysis data. Additionally, the location of the “Mariupol” meteorological station (Point 3) is also shown.

According to the meteorological observations recorded at the “Mariupol” meteorological station for the period from 01.02.2005 to 31.07.2025, the mean annual air temperature in the study region is 11.09 °C, with seasonal minima occurring in December–February and maxima in July–August. The average wind speed at a height of 10–12 m is 4.6 m/s, with monthly averages peaking in February–March (5.22–5.11 m/s) and reaching a minimum in July (3.9 m/s). The study area is characterized by a prevailing wind direction from the southeast, as illustrated in Fig. 2.

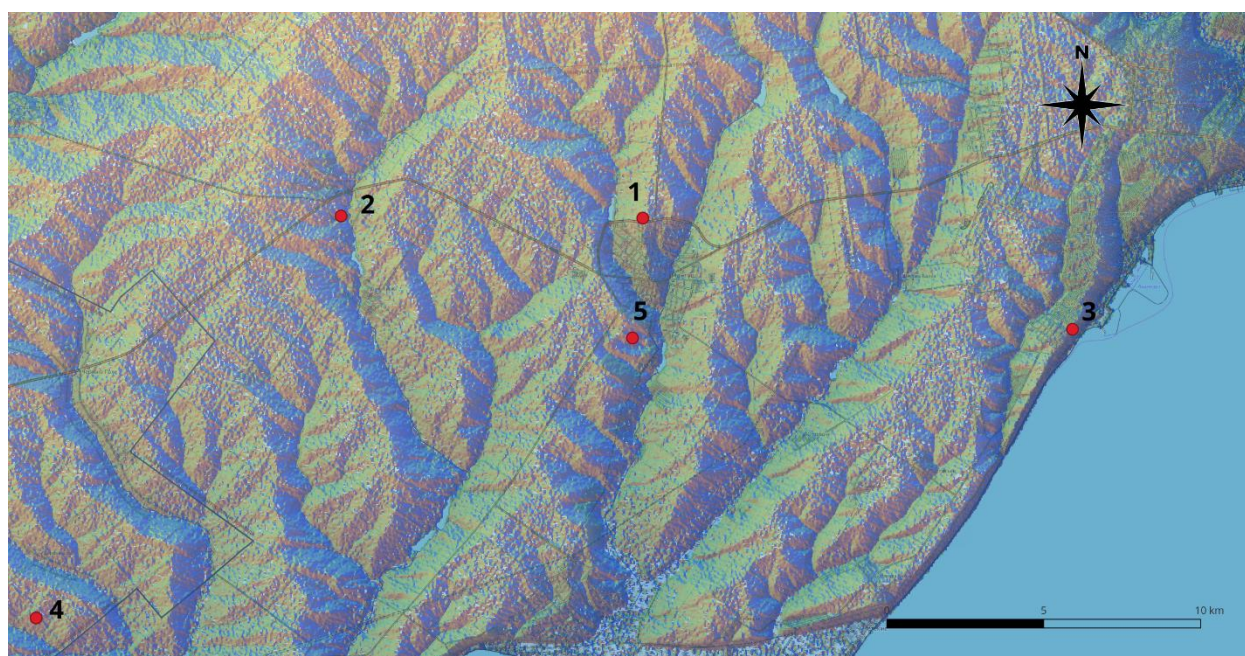


Fig. 1. Map of the study area: 1 – “Mangush” meteorological mast; 2 – “Komyshuvate” meteorological mast; 3 – “Mariupol” meteorological station; 4 – ERA5T Point 1; 5 – ERA5T Point 2

Table 1. Coordinates and Elevations of the Wind-Flow Measurement Points

No	Name	Data type	Latitude	Longitude	Elevation, m
1	“Mangush” meteorological mast	measurements	47.0742	37.3043	76
2	“Komyshuvate” meteorological mast	measurements	47.074828	37.177834	69
3	“Mariupol” meteorological station	measurements	47.0425	37.4844	62
4	ERA5T Point 1	reanalysis	47.04	37.1	77
5	ERA5T Point 2	reanalysis	47.04	37.35	49

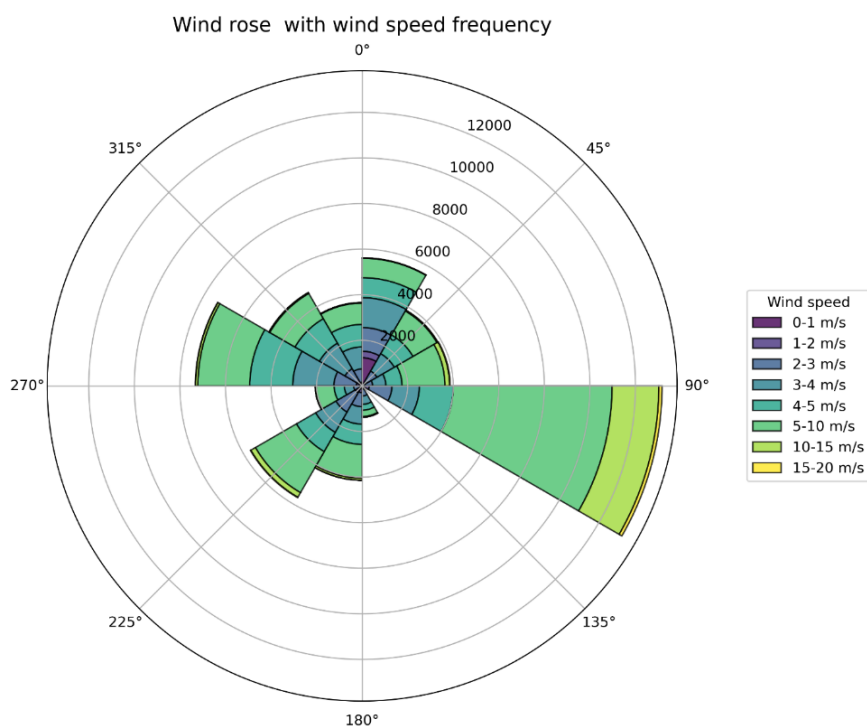


Fig. 2. Wind rose for the study region for the period from 01.02.2005 to 01.08.2025 at a height of 10–12 m

The obtained data correlate well with the prevailing wind-direction patterns reported in [3, 4] and [10, p. 18]. When comparing the results of the meteorological analysis from the station with reanalysis data and with the actual energy production of existing wind farms in other parts of the region, it can be concluded that the wind conditions in the area under consideration are representative of the broader Azov Sea region.

Description of the Input Data

Preparing the input data is a critical stage for achieving accurate forecasting, and in the case of neural networks—particularly Prophet—the dataset must be free of missing values, while all numerical series must be synchronized and have identical dimensionality. In this study, hourly data [9] were used, and the following assumptions and simplifications were applied during data preparation:

- Forecasting periods: for the “virtual” meteorological masts, datasets were prepared and uploaded for the period from 01.01.2009 to 31.07.2025; measurements from the “actual” meteorological masts were collected from October 2019 to February 2022. Therefore, the overlapping period spans two full years—2020 and 2021.
- Wind direction was not considered in the calculations.
- Only two reanalysis points were used to reduce computational load.
- The study period was limited to the years up to 2035, corresponding to a 15-year horizon from the neural network training period.

- Two forecasting horizons were selected:
 - medium-term: 1–2 years (relevant for operational planning of existing wind farms),
 - long-term: 17–20 years (for evaluating wind and energy potential at the project development stage of wind power plants).

Preparation of Measurement Data (On-site Data)

This study uses the results of a wind-measurement campaign conducted in the study region during 2019–2022 in accordance with Measnet standards [11], based on data obtained from two meteorological masts. The 10-minute measurements recorded at a height of 100 m were averaged to hourly values and used as separate numerical series for each mast. The hourly data from the “Mangush” mast were used to correlate the on-site measurements with the ERA5 data and to perform subsequent regression analysis. The measurements from the “Komyshevate” mast were used to evaluate the outcomes of the medium-term forecasting.

As reference data, the study employed the fifth-generation reanalysis dataset of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts—ECMWF global climate and weather reanalysis ERA5 [15]—for the defined locations.

For the obtained time series, temporal alignment was performed, and the correlation between the reanalysis data and the measured data was assessed. The results of this correlation analysis are presented in Table 2.

Table 2. Correlation Coefficients Between ERA5 Data and Actual Measurements at 100 m Height

No	Pair of Measurement Points	Pearson Coefficient	Spearman Correlation Coefficient
1	ERA5T Point 1 – “Mangush” meteorological mast	0.87278768	0.866967697
2	ERA5T Point 2 – “Mangush” meteorological mast	0.8767909	0.870051131

Linear regression is one of the commonly used methods for adjusting long-term datasets. To account for local characteristics, a regression analysis was performed using two hourly wind-speed time series: the ERA5 dataset and the measurements from the “Mangush” meteorological mast. For the ERA5 series, the coefficients were calculated using the formula of multiple linear regression for a model with two predictors [18]:

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2,$$

where

$\hat{y}$ – predicted value;

β_0 – intercept term;

β_1, β_2 – slope coefficients for the predictors;

X_1, X_2 – values of the regressors (reanalysis data).

As noted above, linear regression—due to its simplicity—is one of the most widely used methods for refining long-term datasets, yet it is also among the least accurate. To assess the accuracy of the correlation, the regression coefficients and intercept were calculated using the LinearRegression (OLS) method, as well as more outlier-resistant robust methods such as HuberRegressor and TheilSenRegressor from the *sklearn.linear_model* library of the Python programming language. The calculation results are presented in Table 3. Additionally, to verify the correctness of the computations, validation calculations were performed in MATLAB, and the obtained results were found to be consistent with those produced in Python.

Table 3. Obtained Multiple Linear Regression Coefficients for Different Methods

Method	β_0	β_1	β_2
OLS	1,222217217	0,100022609	0,786130727
Huber	1,17773909	0,132754806	0,758885996
TheilSen	1,117664267	0,640234739	0,270355927

The application of the multiple linear regression formula results in a synthetic time series that incorporates both reanalysis data points while accounting for the actual measurements recorded at the meteorological mast. The resulting series adjusts the ERA5 data to better reflect the conditions of the specific region, including its unique orography and wind-rose characteristics. As noted earlier, the datasets must be normalized, free of outliers and gaps, while the profile of the ERA5 reference data must be as close as possible to the measured values.

To assess the accuracy of the correlation, numerical metrics recommended in [12] were applied:

- **Coefficient of determination (R^2)**, calculated using the *r2_score* method from the *sklearn.metrics* library, which represents the proportion of variance explained by the independent variables in the model and indicates how well the model is expected to predict new, unseen samples.
- **RMSE – Root Mean Square Error**, computed using the *mean_squared_error* method from *sklearn.metrics*, which reflects the average deviation between the predicted and actual values.
- **MAE – Mean Absolute Error**, calculated using the *mean_absolute_error* method from *sklearn.metrics*, which evaluates the average magnitude of prediction errors.
- **Ratio mean**, which indicates the degree of agreement between the average wind speeds in the reference dataset and those in the predicted series.

Thus, prior to feeding the data into the neural network, preliminary expectations regarding the accuracy of the constructed forecast can be established.

The principal forecasting tool used in this study is the Prophet neural network, a time-series forecasting library developed by Facebook. Prophet is based on an additive model in which nonlinear trends capture yearly, weekly, daily, and holiday effects. It performs particularly well with time series that exhibit pronounced seasonal patterns and span several years of observations. Prophet is robust to missing data and trend shifts and generally handles outliers effectively.

Moreover, it should be noted that forecast quality improves substantially when the model is provided with anchor points derived from actual on-site measurements. Although this option was not applied in the present study due to the specific structure of the input data, it appears highly promising for forecasting operational performance at existing wind farms.

During model construction and forecasting, Prophet enables the inclusion of additional so-called *predictors*. As stated by the authors of Prophet, predictors must be defined for both historical and future periods and should represent variables known in advance, such as holidays or weather forecasts. In this study, the predictors consisted of retrospective ERA5 data from two locations for the period 2009–2025, combined into a single synthetic series following the regression analysis. The use of predictors made it possible to incorporate hourly variability into the forecast while preserving all seasonal and long-term trends in mean wind speeds.

At the output, the neural network produced an hourly forecast time series of wind speed for the medium-term period (2020–2021) and the long-term period (2021–2035). For the resulting datasets, mean wind speed values and the parameters A and k of the Weibull probability distribution were calculated. The obtained results were compared with the actual measurements from the “Komyshuvate” meteorological mast, deviations were quantified, and the factors influencing discrepancies were analyzed.

Determining the key parameters of the wind-flow potential is an important but insufficient step in assessing how promising a site is for the installation of a wind power plant (WPP). Therefore, given the uncertainty regarding the turbine type, rated capacity, and rotor diameter, it was decided to evaluate the energy potential of the site using the wind power density, calculated according to the expression provided in [19].

$$WPD = \frac{1}{2} \rho A^3 \Gamma(1 + \frac{3}{k})$$

where

ρ – air density, assumed to be 1.225 kg/m³ under standard atmospheric conditions;

A – scale parameter of the Weibull distribution;

k – shape parameter of the Weibull distribution;

Γ – Euler gamma function.

The obtained results are compared with the expected values calculated in the WindPRO software for a 20-year period.

Results Obtained

The data collected during the wind-measurement campaign at the “Komyshuvate” meteorological mast for January–December 2021 were selected as the reference benchmark for validating both the regression analysis results and the medium-term forecast generated by Prophet. Table 4 presents the calculated metrics for the hourly wind-speed time series synthesized using each of the selected linear regression methods, as well as those obtained from the Prophet forecast.

Table 4. Metrics for Synthetic Time Series and the Medium-Term Prophet Forecast Compared with Measurements from the “Komyshuvate” Mast

Method	R^2	RMSE	MAE	Ratio mean
OLS	0.76	1.5269	1.1953	1.0334
Huber	0.7602	1.5362	1.1934	1.0333
Theil Sen	0.7588	1.5407	1.1942	1.0350
Prophet 2020-2021	-0.7621	4.038	3.2356	1.0809
wind_forecast_2020-2030	-0.9619	4.2609	3.4513	1.1216

The obtained results indicate that the model is fully operational, yet it lacks the desired level of accuracy. Typically, well-selected datasets demonstrate a coefficient of determination (R^2)—which reflects the strength of the correlation between the predicted (synthetic) and actual data [12]—above 0.8–0.9. With an R^2 value of 0.76, the synthesized series exhibit only a moderate level of correlation.

The root mean square error (RMSE) is relatively high, which may suggest the presence of outliers in the data [12], while the large mean absolute error (MAE) also indicates

deviations of the synthetic series from the actual measurements. At the same time, the Ratio Mean values close to 1.0 suggest that the average reference wind speed over the analyzed period is similar to the predicted values.

Additionally, hourly wind-speed values from the synthetic series generated using the OLS method and from the Prophet forecast were aggregated into daily and weekly intervals. The metrics obtained for these aggregated datasets—relative to the reference measurements from the “Komyshuvate” meteorological mast—are presented in Table 5.

Table 5. Metrics Obtained for Aggregated Daily and Weekly Wind-Speed Data

Method	R^2	RMSE	MAE	Ratio Mean
Hourly time series				
OLS Method	0.744802	1.536731	1.192204	1.027137
Prophet Forecast	-0.76207	4.038046	3.235561	1.080891
Data aggregated by daily intervals				
OLS Method	0.898523	0.730919	0.58615	1.027745
Prophet Forecast	-0.98665	3.234042	2.564595	1.079914
Data aggregated by weekly intervals				
OLS Method	0.913951	0.391592	0.309646	1.029046
Prophet Forecast	-1.36125	2.051308	1.636997	1.080462

In summary, according to [15], the neural network demonstrates sufficiently accurate short-term forecasts (with a horizon of several hours) compared with SARIMA. However, when forecasting one day ahead or one week ahead, the deviations reach 42% and 44%, respectively [16, p. 27]. Therefore, it should be noted that the longer the forecasting horizon, the greater the accumulated error becomes, which distorts the forecasting results and, consequently, the final distribution. Furthermore, even aggregation aimed at smoothing the numerical series does not enable the neural network to adequately capture the seasonal and diurnal variability of wind speeds.

It is also noteworthy that the Ratio Mean metric—describing the relationship between the predicted value and the reference value—as well as the extreme and average

values, correspond well to reality. The deviation between the neural network’s forecasted data and the measured values is approximately 0.54 m/s, or about 7%.

The situation observed with the forecast, according to the results presented in Tables 5 and 6, can be fully explained by the lack of synchrony in wind-speed fluctuations, despite the fact that the characteristic wind-speed values at the specified height correspond well to those typical of the study area. To confirm this assumption, Pearson and Spearman correlation coefficients were calculated, yielding values of only 0.04–0.11 (and remaining unchanged regardless of aggregation). This contrasts sharply with the synthetic series, for which the coefficients increase from 0.86 to 0.97 depending on the level of aggregation.

Table 6. Comparison of Extreme and Mean Wind-Speed Values for Forecasted Series and Measured Wind-Speed Data

Method	Min, m/s	Mean over Period, m/s	Max, m/s
Hourly time series			
“Komyshuvate” mast	0.430095	6.726601	18.96468
OLS Method	1.327605	6.909138	16.44631
Prophet Forecast	1.149804	7.270723	16.95865
Data aggregated by daily intervals			
“Komyshuvate” mast	2.249139	6.718009	13.76989
OLS Method	2.850237	6.904399	13.46845
Prophet Forecast	2.009516	7.254872	16.12467

Method	Min, m/s	Mean over Period, m/s	Max, m/s
Data aggregated by weekly intervals			
“Komyshuvate” mast	4.537066	6.720017	12.02513
OLS Method	4.617804	6.915208	12.1621
Prophet Forecast	4.449635	7.26072	12.0272

Furthermore, the substantial deviation in mean values—which is significant for subsequent calculations of the site’s energy potential, such as annual energy production—is fully accounted for by the properties of the training dataset (the average wind

speed for 2019–2020 is slightly higher than the long-term average, reaching 7.37 m/s, which exceeds the reference value by 0.49 m/s), as well as by the absence of forecast adjustment using anchor predictors over the forecasting interval.

Table 7. Comparison of Weibull Distribution Parameters for the Medium-Term Wind-Speed Forecast

Measurement Point	Period	Mean Wind Speed, m/s	Weibull Parameters		Standard Deviation, m/s
			A	k	
“Komyshuvate” meteorological mast	January 2021 – December 2021	7.28	8.28	2.28	3.10
Prophet Forecast Results	January 2021 – December 2021	7.52	8.44	2.84	3.17

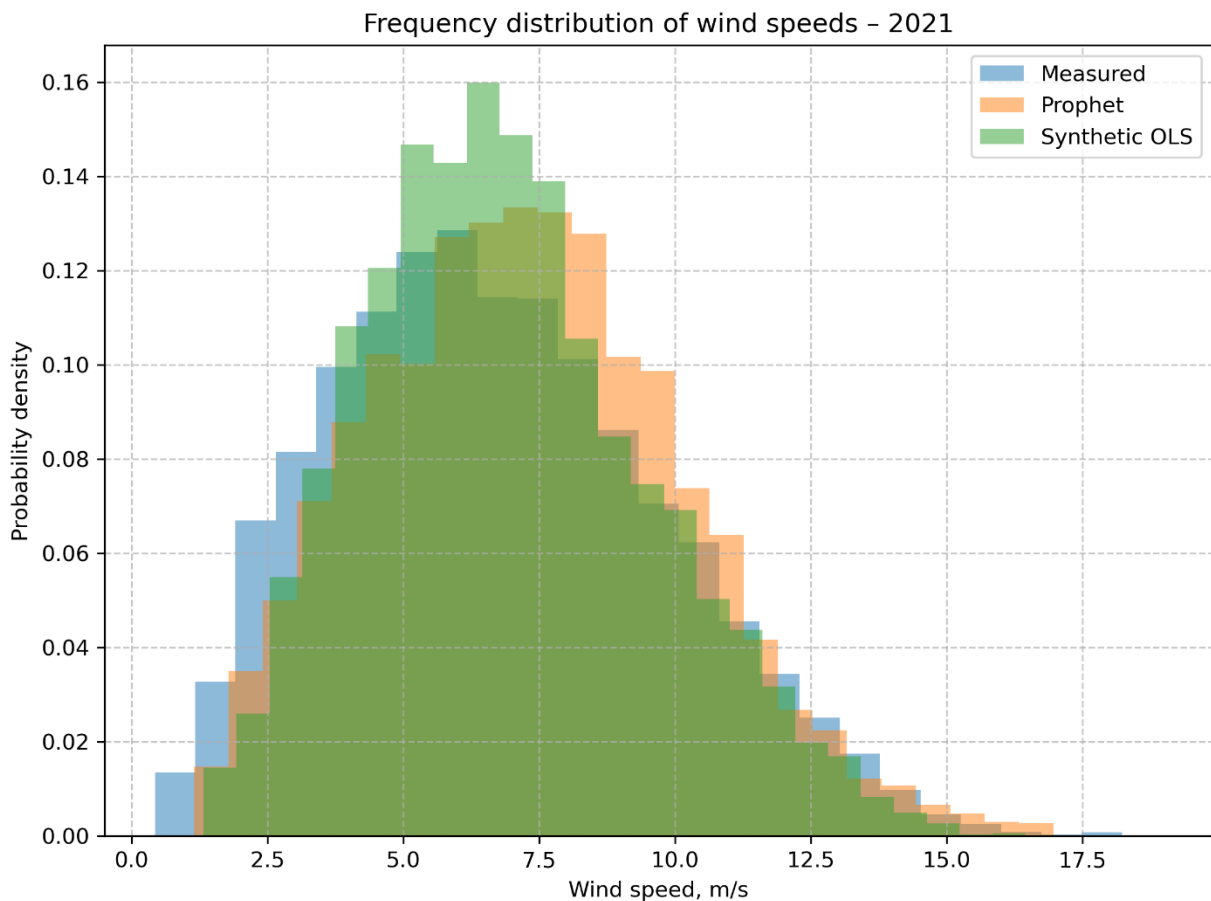


Fig. 3. Wind-speed frequency distribution for the period from 01.01.2021 to 31.12.2021

From the charts in Fig. 3, as well as the data in Tables 7 and 8, it can be observed that, in reality (the “Measured” histogram), wind turbines would operate most of the time within the wind-speed range of 3–6 m/s—corresponding to power output significantly below the nominal rating for many types of industrial, megawatt-class wind turbines. In

contrast, Prophet predicts a larger number of hours with wind speeds in the range of 7.5–11 m/s, i.e., at power levels close to or at the turbine’s nominal capacity. Consequently, a forecast with such a distribution overestimates the final level of electrical energy production of the wind turbine.

Table 8. Comparison of Weibull Distribution Parameters and Mean Wind Speed for the Long-Term Forecast

Measurement Point	Period	Mean Wind Speed, m/s	Weibull Parameters	
			A	k
WindPRO Data. “Mangush” mast	January 2019 – December 2035	7.37	8.3	2.34
WindPRO Data. “Komyshuvate” mast	January 2021 – December 2035	6.85	7.7	2.29
Assessment based on normalized ERA-5 data	January 2020 – December 2035	7.41	7.71	3.17
Prophet long-term forecast results	January 2020 – December 2035	7.39	8.28	2.77

An additional important parameter for the preliminary assessment of a wind farm’s energy potential is the wind power density, as noted earlier. Table 9

summarizes the forecasted values of the mean wind power density for a 16-year period—from 2020 to 2035.

Table 9. Summary of Forecasted Wind Power Density, W/m²

Measurement Point	Period	Forecasted Wind Power Density, W/m ²
WindPRO Data. “Mangush” mast	January 2019 – December 2035	404
WindPRO Data. “Komyshuvate” mast	January 2021 – December 2035	328
Assessment based on normalized ERA-5 data	January 2020 – December 2035	286
Prophet long-term forecast results	January 2020 – December 2035	377

The obtained results demonstrate that using the Prophet neural network for a preliminary assessment is not advisable due to substantial errors and uncertainties, leading to overestimation of wind-speed values and wind power density. Consequently, the resulting assessments appear overly optimistic. This partially contradicts the findings reported in [5], yet the discrepancy may arise from differences in the datasets used for model training—smoother, long-term (16-year) observations in [5] versus actual, more irregular measurements in the present study. Furthermore, this study did not examine the influence of additional meteorological parameters such as temperature, humidity, atmospheric pressure, or wind direction.

Nevertheless, it should be emphasized that over a 1–2-year horizon (e.g., for planning the operational activities of the operating wind farm), forecasting with Prophet may be promising, especially when precise reproduction of hourly “measurement-like” distributions is not required and when continuous adjustment of the model with anchor points is possible.

Conclusions

Based on the conducted analysis, it has been determined that the Prophet neural network can be used for a preliminary assessment of wind potential only for estimating average wind-speed values and for obtaining a general approximation of wind power density. For example, the deviation in mean annual wind speed is only 0.27% compared with WindPRO results. At the same time, significant discrepancies are observed in the Weibull probability distribution parameters: the forecasted scale parameter A is 1.9% higher

than measured, while the shape parameter *k*—which strongly affects energy-yield calculations—differs by 19.72%. A similar situation is observed for long-term analysis: deviations reach up to 7% for the scale parameter and 15.52–17.33% for the shape parameter. Since the Weibull parameters were used to calculate wind power density, the resulting estimates also exhibit substantial deviations from the reference values.

The advantages of using a neural network include a reduced workload for preparing numerical series and a general reduction in the time required to perform the assessment compared with the regression-based methods reviewed in this study.

The findings of this work confirm that, in the region under consideration—the Azov Lowland—reanalysis data can be applied for preliminary assessment of the wind and energy potential of areas selected for wind-farm development, provided that long-term observations (including generalized datasets such as ERA5 or equivalent sources) are normalized and that a certain degree of overestimation inherent in the reanalysis data is taken into account.

REFERENCES

1. Ministry of Energy of Ukraine. Energy Strategy [Electronic resource]. URL: <https://mev.gov.ua/reforma/enerhetychna-stratehiya-0> (accessed: 12.08.2025)
2. GLOBAL WIND ATLAS [Electronic resource]. URL: <https://globalwindatlas.info/en/> (accessed: 10.08.2025)
3. windProspecting [Electronic resource]. URL: <https://www.windprospecting.com/> (accessed: 10.08.2025)
4. Atlas of the Energy Potential of Renewable Energy Sources of Ukraine. 3rd updated edition / ed. by S.O. Kudria. Kyiv: Institute of Renewable Energy of the National Academy of Sciences of Ukraine, 2024. 56 p.
5. Başak Öztürk, Gülbahar Bilgiç. A new approach to short-term wind speed prediction: the Prophet model. <https://doi.org/10.1080/15567036.2022.2126035> [Electronic resource]. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/epdf/10.1080/15567036.2022.2126035> (accessed: 15.08.2025)
6. M. K. Islam, M. G. Rasul, Ashfaque Ahmed Chowdhury. Forecasting of Solar and Wind Resources for Power Generation. <https://doi.org/10.3390/en16176247> [Electronic resource]. URL: https://www.mdpi.com/1996-1073/16/17/6247?utm_source=chatgpt.com (accessed: 12.08.2025)
7. Kudria S.O. Non-Traditional and Renewable Energy Sources: Textbook. Kyiv: NTUU "KPI", 2012. 492 p.
8. UWEA. Overview of the Ukrainian Wind Energy Market 2024 [Electronic resource]. URL: <https://uwea.com.ua/ru/news/entry/uvea-vipustila-oglyad-vtroenergetichnogo-rinku-2024/> (accessed: 12.08.2025)
9. Geographical Encyclopedia of Ukraine. In 3 volumes. Eds.: O. M. Marynych (chief editor) et al. Kyiv: "Ukrainian Encyclopedia" named after M. P. Bazhan, 1989–1993. Vol. 3: P–Ya. 480 p.
10. Atlas of the Energy Potential of Renewable Energy Sources of Ukraine. / ed. by S.O. Kudria. – Kyiv: Institute of Renewable Energy of the National Academy of Sciences of Ukraine, 2020. 82 p.
11. Measnet. Evaluation of the Site Specific Conditions, Version 3, September 2022. URL: https://www.measnet.com/wp-content/uploads/2022/09/Measnet_Evaluation-of-Site-Especific-Wind-Conditions_v3-1.pdf (accessed: 24.07.2025)
12. Yu Ding. Data Science for Wind Energy. Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC, 2020. 425 p.
13. Piotrowski, Paweł, Inajara Rutyna, Dariusz Baczyński, and Marcin Kopyt. Evaluation Metrics for Wind Power Forecasts: A Comprehensive Review and Statistical Analysis of Errors. *Energies* 15, no. 24 (2022): 9657. [Electronic resource]. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/24/9657> (accessed: 02.09.2025)
14. Prophet Neural Network Documentation [Electronic resource]. URL: https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html (accessed: 10.07.2025)
15. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present [Electronic resource]. URL: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=download> (accessed: 10.07.2025)
16. Atasever Sema et al. A new approach to short-term wind speed prediction: the Prophet model. 2022. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects [Electronic resource]. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15567036.2022.2126035>
17. Prajowal Manandhar, Hasan Rafiq, Edwin Rodriguez-Ubinas, Themis Palpanas. New Forecasting Metrics Evaluated in Prophet, Random Forest, and Long Short-Term Memory Models for Load Forecasting. [Electronic resource]. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/23/6131> (accessed: 10.09.2025)
18. Douglas C. Montgomery et al. Introduction to linear regression analysis. 5th edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2012. 679 p.
19. Tian Pau Chan. Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application. [Electronic resource] URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261910002321> (accessed: 15.09.2025)