

Український державний університет науки і технологій

Кафедра Інтелектуальні системи енергопостачання

«ДО ЗАХИСТУ»

Завідувач кафедри

 /Дмитро БОСИЙ/

« 20 » 12 2021 р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня «магістр»

Галузь знань **14 Електрична інженерія**

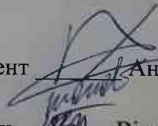
Спеціальність **141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка**

Освітньо-професійна програма **Електротехнічні системи електроспоживання**

Тема **Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій**

Theme **Algorithms development for the generation of photovoltaic power plants forecasting**

Керівник дипломної роботи

доцент  Андрій АНТОНОВ

Нормоконтролер

доцент  Віталій ПЕРЦЕВИЙ

Студент групи ЕС2021

 Юрій НІКІШИН

Student

Nikishyn Yuriy

Український державний університет науки і технологій

Факультет «Управління енергетичними процесами»

Кафедра «Інтелектуальні системи енергопостачання»

Галузь 14 Електрична інженерія

Спеціальність 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка

Спеціалізація «Електротехнічні системи електроспоживання»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Зав. кафедри



Дмитро Босий

«25 » січня 2021р.

ЗАВДАННЯ

до дипломної роботи на здобуття ОС магістр

студента групи ЕС2021 Нікішина Юрія Олександровича

1 Тема дипломної роботи: «**Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій**»

затверджена наказом по університету від «15» січня 2021р. №32ст.

2 Термін подання студентом закінченої роботи «15» грудня 2021р.

3 Вихідні дані до дипломної роботи: звіти генерації ФЕС, набори історичних погодних даних, проектна документація на ФЕС.

4 Зміст пояснювальної записки {перелік питань до розробки}: оцінка методів прогнозування генерації, аналіз та побудова нейромережових моделей, уточнення моделей.

5 Перелік креслень {демонстраційного матеріалу}: ілюстрований опис результатів досліджень.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва розділу	Термін виконання	Об'єм розділу, %
1.	ВСТУП	10.09	5
2.	АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ І МОЖЛИВИХ ВАРІАНТІВ ЩОДО ЯКІСНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ	01.10	25
3.	ПОГЛИБЛЕНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ І ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ	11.11	40
4.	ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГРАМНИХ АПАРАТІВ EXCEL ДЛЯ ДОДАТКОВОГО УТОЧНЕННЯ МОДЕЛІ	01.12	20
5.	ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ	13.12	5
6.	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	15.12	5

Дата видачі завдання «25» січня 2021 р.

Керівник дипломної роботи, доцент



Андрій Антонов

Завдання прийняв до виконання

Юрій Нікішин

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ, І МОЖЛИВИХ ВАРІАНТІВ ЩОДО ЯКІСНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ.....	11
1.1 Огляд методів прогнозування.....	11
1.2 Вплив погодних умов на генерацію сонячних панелей.....	12
1.3 Масив погодних даних.....	14
1.4 Нейронні мережі.....	17
2 ПОГЛИБЛЕНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ І ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ.....	20
2.1 Проведення первинного аналізу даних.....	20
2.2 Аналіз погодних умов за коефіцієнтами Колмогорова-Смирнова, та критерієм Шапіро-Вілка.....	21
2.3 Побудова нейронної мережі.....	34
2.4 Перевірка вибраних нейронних моделей.....	37
3 ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГРАМНИХ АПАРАТІВ EXCEL ДЛЯ ДОДАТКОВОГО УТОЧНЕННЯ МОДЕЛІ.....	40
3.1 Застосування методу інтерполяції даних для додаткового уточнення моделі.....	40
3.2 Застосування лінії тренду для більш точного прогнозування.....	42
ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ.....	45
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	47

					02.15.EC2021.РД.2021-ПЗ				
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій		Літ.	Арк.	Аркушів
Розробив		Ю.Нікішин		2012				5	48
Мерієвник		А. Антонов							
Н. Контр.		В. Перцевий							
					УДУНТ, ІСЕ, гр. EC2021				

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Український державний університет науки і технологій

Кафедра Інтелектуальні системи енергопостачання

«ДО ЗАХИСТУ»

Завідувач кафедри

_____ /Дмитро БОСИЙ/

«_____» _____ 20____р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня «магістр»

Галузь знань **14 Електрична інженерія**

Спеціальність **141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка**

Освітньо-професійна програма **Електротехнічні системи
електроспоживання**

Тема **Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних
електростанцій**

Theme **Algorithms development for the generation of photovoltaic power plants
forecasting**

Керівник дипломної роботи доцент _____ Андрій АНТОНОВ

Нормоконтролер доцент _____ Віталій ПЕРЦЕВИЙ

Студент групи ЕС2021 _____ Юрій НІКІШИН

Student Nikishyn Yurii

Український державний університет науки і технологій
Факультет «Управління енергетичними процесами»
Кафедра «Інтелектуальні системи енергопостачання»
Галузь 14 Електрична інженерія
Спеціальність 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка
Спеціалізація «Електротехнічні системи електроспоживання»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Зав. кафедри

_____ Дмитро Босий

«25 » січня 2021р.

ЗАВДАННЯ

до дипломної роботи на здобуття ОС магістр
студента групи ЕС2021 Нікішина Юрія Олександровича

1 Тема дипломної роботи: **«Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій»**

затверджена наказом по університету від «15» січня 2021р. №_32ст.

2 Термін подання студентом закінченої роботи «15» грудня 2021р.

3 Вихідні дані до дипломної роботи: звіти генерації ФЕС, набори історичних погодних даних, проектна документація на ФЕС.

4 Зміст пояснювальної записки (перелік питань до розробки): оцінка методів прогнозування генерації, аналіз та побудова нейромережових моделей, уточнення моделей.

5 Перелік креслень (демонстраційного матеріалу): ілюстрований опис результатів досліджень.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва розділу	Термін виконання	Об'єм розділу, %
1.	ВСТУП	10.09	5
2.	АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ І МОЖЛИВИХ ВАРІАНТІВ ЩОДО ЯКІСНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ	01.10	25
3.	ПОГЛИБЛЕНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ І ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ	11.11	40
4.	ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГРАМНИХ АПАРАТІВ EXCEL ДЛЯ ДОДАТКОВОГО УТОЧНЕННЯ МОДЕЛІ	01.12	20
5.	ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ	13.12	5
6.	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	15.12	5

Дата видачі завдання «25» січня 2021 р.

Керівник дипломної роботи, доцент _____ Андрій Антонов

Завдання прийняв до виконання _____ Юрій Нікішин

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка має обсяг 49 сторінок, складається з 3 розділів та містить 36 ілюстрацій, 17 використаних джерел.

Мета роботи – розробка алгоритмів прогнозування генерації енергії на сонячних електростанціях.

Сучасні умови ринку електроенергії, де до виробників «зеленої» енергії щороку впроваджуються все нові і нові обмеження, спрямовані в першу чергу на урегулювання і більш плановий розвиток цієї галузі, а також максимально органічне включення цієї галузі до основної енергосистеми країни, вимагають від самих станцій першочергово давати якомога чіткіші прогнози, щодо кількості генерованої енергії на коротко часові інтервали, такі як погодинні, добові.

Для якісного прогнозу необхідні в першу чергу чіткий алгоритм щодо вибору погодних параметрів, котрі напряму впливають на генерацію, а також розробка комплексного методу щодо прогнозування на короткостроковий період часу.

Зазначені обставини вимагають аналізу вже наявних методів прогнозування, та запропонування суттєво нового методу, який буде базуватися на застосуванні можливостей нейронних мереж.

Ключові слова: ПРОГНОЗУВАННЯ, АНАЛІЗ, МОДЕЛЮВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ, І МОЖЛИВИХ ВАРІАНТІВ ЩОДО ЯКІСНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ.....	11
1.1 Огляд методів прогнозування	11
1.2 Вплив погодних умов на генерацію сонячних панелей	12
1.3 Масив погодних даних.....	14
1.4 Нейронні мережі.....	17
2 ПОГЛИБЛЕНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ І ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ	20
2.1 Проведення первинного аналізу даних	20
2.2 Аналіз погодних умов за коефіцієнтами Колмогорова-Смирнова, та критерієм Шапіро-Вілкса	21
2.3 Побудова нейронної мережі	34
2.4 Перевірка вибраних нейронних моделей.....	37
3 ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГРАМНИХ АПАРАТІВ EXCEL ДЛЯ ДОДАТКОВОГО УТОЧНЕННЯ МОДЕЛІ.....	40
3.1 Застосування методу інтерполяції даних для додаткового уточнення моделі	40
3.2 Застосування лінії тренду для більш точного прогнозування.....	42
ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ	45
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	47

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій Літ. Арк. Аркушів 5 48 УДУНТ, ІСЕ, гр.ЕС2021		
Розробив		Ю.Нікішин					
Керівник		А. Антонов					
Н. Контр.		В. Перцевий					

ВСТУП

Виробництво енергії істотно впливає на стан довкілля. Спалювання викопного твердого та рідкого палива супроводжується виділенням сірчистого, вуглекислого і чадного газів, а також оксидів нітрогену, пилу, сажі та інших забруднювальних речовин. Видобуток вугілля відкритим способом, як і торфорозробки, ведуть до зміни природних ландшафтів, а іноді й до їх руйнування. Розливи нафти і нафтопродуктів при видобутку і транспортуванні здатні знищити все живе на величезних територіях (акваторіях).

На фоні цього альтернативна енергетика набуває все більшої зацікавленості громадськості. Використання «зеленої» енергетики, дозволяє розвантажувати електромережі та покращувати якість електроенергії на місцевих рівнях, а також може служити джерелом прибутку від реалізації енергії.

Серед альтернативних джерел енергії (тепла Землі, енергії вітру, припливів та відпливів, біогазу тощо) провідне місце займає використання сонячної енергії. Це пов'язано з головними перевагами цього виду енергії: загальна доступність, екологічність, практична невичерпність, можливість безпосереднього перетворення сонячної енергії у видимому та ближньому інфрачервоному спектрі випромінення у теплову або електричну енергію.

Сонячна енергетика – один із перспективних та прогресуючих напрямів використання енергії відновлюваних джерел, перевагою якого є можливість безпосереднього перетворення енергії сонячної радіації в електричну енергію та отримання теплової енергії.

Повна кількість сонячної енергії, що надходить на поверхню Землі лише за тиждень, перевищує енергію всіх світових запасів нафти, газу, вугілля та урану.[1...5].

Оскільки в нашій країні створені гарні умови для розвитку сонячної енергетики, то для забезпечення адекватного функціонування енергоринку України, встановлюються ліміти на будівництво потужних ФЕС, а зі змінами від 2020 року до закону «Про ринок електричної енергії України», для виробників

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

електричної енергії на об'єктах електроенергетики, що використовують енергію вітру і сонячного випромінювання, для яких встановлено "зелений тариф", встановлюється плата за небаланси з початку 2021 року. З 1 січня 2021 року, виробники електричної енергії з відновлювальних джерел енергії (надалі – “Виробники ВДЕ”), що входять до складу балансууючої групи виробників за “зеленим” тарифом, зобов’язані відшкодовувати Гарантованому Покупцю вартість врегулювання небалансу (різниця між фактичним та прогнозованим обсягом виробництва електричної енергії) наступним чином:

1. ВДЕ Проекти, потужність яких перевищує 1 МВт 50% починаючи з 1 січня 2021 року; 100% починаючи з 1 січня 2022 року;
2. Для ВДЕ Проектів, потужність яких складає 1 МВт і менше 10% з 1 січня 2021 р. із зростанням на 10% щорічно, досягаючи 100% у 2030 році.[6].

Таким чином, з промислових виробників електричної енергії за "зеленим тарифом" почала стягуватись вартість небалансів, які розраховуються як різниця між власним прогнозом на добу наперед і фактичними згенерованими обсягами електричної енергії.

Суть вказаних змін до закону полягає в стимуляції виробників електричної енергії до якісного прогнозування виробітку на добу вперед, для мінімізації небалансів і забезпечення адекватного функціонування балансууючих потужностей енергосистеми України.

Виходячи з вказаного вище, безпосередньої актуальності набуває розробка методів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій, сумарна встановлена потужність яких, на сьогодні, становить близько 7 ГВт.

До проблематики можна віднести те, що галузь прогнозування розвивається не достатньо швидко, а жорсткі умови встановлені державою спрямовані на зменшення небалансів і задоволення потенційного покупця енергії. Тому першочергово необхідно розглянути вже існуючі методи прогнозування електричної енергії.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7

Для прогнозування сонячної і фотоелектричної енергії в наш час використовуються різноманітні ресурси, включаючи традиційні погодні дані, інформацію діючих сонячних електричних станцій, аерокосмічні спостереження за хмарним покривом, різні числові, тобто аналітичні моделі прогнозу погоди (NWP-моделі). Придатність цих ресурсів варіюється в залежності від горизонту прогнозування: для короткострокових прогнозів (до шести годин) краще використовувати дані вимірів, у той час як аналітичні моделі стають дієвими для горизонту прогнозування понад шість годин. Кращі результати забезпечує комбінування різних підходів, статистична обробка результатів, адаптивні моделі.

Короткострокове прогнозування охоплює часові інтервали від декількох хвилин до кількох годин; воно зокрема потрібне для частотного регулювання та балансування навантаження.

Середньостроковий прогноз, від декількох годин до кількох днів, застосовується виходячи з ринкових вимог до торгівлі енергією. Нарешті, довгострокове прогнозування може знадобитися для планування розвитку енергосистеми та економічного аналізу і виконується в сезонних і річних часових горизонтах.

Актуальність роботи. З аналізу можна зробити висновок, що галузь прогнозування досить перспективна, і в майбутньому може забезпечити виробників досить точним прогнозом, що позитивно відобразиться на енергетичній стабільності держави, а отже і на рівні життя її громадян, а самі виробники не повинні будуть сплачувати постійно зростаючі штрафи за власні небаланси. Але проблемою являється те, що до сьогодні не винайшли якісного методу прогнозування, який давав би досить точні прогнози, і таким чином необхідним вважається якісний аналіз даних які допоможуть в розробці методу прогнозування

Зв'язок роботи з науковими програмами. Робота відповідає науковим напрямам роботи кафедри «Інтелектуальні системи електропостачання»

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Дніпровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна.

Мета і завдання роботи. Розробити модель прогнозування генерації фотоелектричної станції.

Провести аналіз існуючих методів прогнозування кількості генерованої на сонячних електростанціях енергії. Провести аналіз впливаючих факторів на рівень генерації фотоелектростанції. Розробити алгоритм та імітаційну модель прогнозування генерації фотоелектростанції.

Об'єкт дослідження – Фотоелектрична станція.

Предмет дослідження – Фактори, які впливають на генерацію фотоелектростанції.

Методи дослідження – в основу роботи покладені теоретичні та емпіричні методи дослідження.

Наукова новизна та основні положення, які виносяться на захист:
Розроблено імітаційну нейромережеву модель, яка відрізняється від використання комбінованих методів прогнозування генерації фотоелектричних станцій, та при обмеженій кількості вхідних даних дозволяє забезпечити достатній рівень прогнозування.

Практичне значення отриманих результатів:

Отримані в роботі результати дозволяють розробити послідовний метод розробки простих нейронних мереж, які в майбутньому можна застосовувати для розробки програмних апаратів з прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій.

Особистий внесок здобувача. Постановку мети та завдань дослідження виконано спільно з науковим керівником. Основні наукові положення, теоретичні та експериментальні дослідження отримані здобувачем самостійно.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні положення роботи і результати досліджень доповідалися здобувачем і обговорювалися на 81 Всеукраїнській науково-технічній конференції молодих учених, магістрантів та

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		9

студентів «НАУКА І СТАЛИЙ РОЗВИТОК ТРАНСПОРТУ» 28 жовтня 2021 року.

Публікації.

Нікішин Ю.О. Розробка алгоритмів прогнозування генерації фотовольтаїчних електростанцій. / Ю.О. Нікішин, // 81 Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих учених, магістрантів та студентів «НАУКА І СТАЛИЙ РОЗВИТОК ТРАНСПОРТУ» 28 жовтня 2021 р.- Дніпро. 2021, с.12

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ, І МОЖЛИВИХ ВАРІАНТІВ ЩОДО ЯКІСНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

1.1 Огляд методів прогнозування

Сфера прогнозування фотоелектричної енергії швидко розвивається. Актуальними стають прогнози на різні часові горизонти, починаючи від декількох хвилин до декількох днів вперед. Для прогнозування сонячної і фотоелектричної енергії використовуються різноманітні ресурси, включаючи традиційні погодні дані, інформацію діючих сонячних електричних станцій, аерокосмічні спостереження за хмарним покривом. Придатність цих ресурсів варіюється в залежності від горизонту прогнозування: для короткострокових прогнозів (до шести годин) краще використовувати дані вимірів, у той час як аналітичні моделі стають дієвими для прогнозування понад шість годин. Кращі результати забезпечує комбінування різних підходів, статистична обробка результатів, адаптивні моделі.[7...8].

Методи прогнозування в загальних рисах можна охарактеризувати як фізичні або статистичні. Фізичний підхід використовує моделі поведінки сонячної і фотоелектричної енергії, а статистичний підхід спирається на накопичені дані для визначення тенденцій. Такими даними є статистичні дані щодо генерації та архів метеорологічних спостережень.

Основні параметри, що враховуються в межах типового фізичного підходу – освітленість та температура повітря на території СЕС. Освітленість враховується загальна, разом із розсіяною (для плоских панелей) або лише пряма (для панелей з концентраторами). Потужність СЕС розраховують відповідно до прогнозованих освітленості горизонтальної площадки та температури навколишнього середовища. Додатковими факторами можуть служити ціла маса параметрів, які можуть збирати сучасні погодні метеостанції, але їх вплив на кількість згенерованої енергії необхідно якісно проаналізувати.

Статистичні методи використовують набори даних, які містять інформацію про попередню роботу СЕС та погодні дані. Цей набір даних використовується для «навчання» моделей, таких як авторегресійні або моделі

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		11

штучного інтелекту. На практиці статистичний підхід трохи поступається фізичному за точністю, однак ці підходи можуть бути змішані, між ними нема чіткого розмежування.

Різні способи використання СЕС також потребують різних прогнозів. Прогнози можуть стосуватися як одної станції, так і великої кількості СЕС з широкою географією розташування. Прогнози можуть стосуватися значень вихідної потужності або швидкості її зміни. Відповідно, застосовують різні методи прогнозування. Ці методи залежать від інструментарію та доступної синоптичної інформації, зокрема даних з метеостанцій і супутників, систем керування СЕС.

Використання нейромережевих моделей, має на увазі комбінування методів прогнозування, оскільки для навчання моделі будуть використовуватись архівні данні про погодні умови, які в процесі необхідно буде проаналізувати відносно їхнього впливу на кількість згенерованої енергії, і вже потім робити прогнози на добу наперед.[9].

1.2 Вплив погодних умов на генерацію сонячних панелей

Вироблення енергії на ФЕС сильно залежить від кліматичних умов експлуатації установки. Потужність ФЕС змінюється в часі пропорційно опромінення їх робочої поверхні сонячним випромінюванням. Надходження сонячного випромінювання на поверхню землі змінюються в залежності від погодних умов, мають яскраво виражені добові та сезонні залежності. При проектуванні сонячної фотоелектричної станції, щільність енергії сонячне випромінювання, що надходить на поверхню сонячної установки, є визначальним фактором, так як вона дозволяє проаналізувати і спрогнозувати роботу протягом року. Кількість сонячного випромінювання, що потрапляє на фоточутливу поверхню, в будь-який момент часу визначається астрономічними, географічними і топографічними факторами і залежить від параметрів:

- кут падіння променів на поверхню Землі;

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						12
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- поглинання і розсіювання сонячного випромінювання в атмосфері Землі.[10...11].

З практичної точки зору найбільш важливою і важкою є задача визначення надходження сонячної енергії в умовах реальної хмарності. Вплив хмарності на величину інсоляції обумовлюється ослабленням прямий радіації і в більшості випадків зростанням розсіяною складової. Зменшення прямої радіації зі зростанням хмарності не компенсується збільшенням розсіяної сонячної радіації. Внаслідок цього, сумарна сонячна радіація, також як і пряма зменшується зі збільшенням хмарності. Слід враховувати також, що сонячні елементи мають нижню межу чутливості по освітленню, нижче якого він взагалі перестає виробляти енергію. Для кремнієвих кристалічних сонячних модулів цю межу - приблизно $150...200 \text{ Вт} / \text{м}^2$. Для тонкоплівкових модулів він трохи нижче - в межах $100...200 \text{ Вт} / \text{м}^2$. Номінальну потужність сонячні батареї виробляють при освітленості $1000 \text{ Вт} / \text{м}^2$ і температурі панелей 25°C .

Підвищення температури і нагрів сонячних елементів в сонячних модулях чинить негативний вплив на роботу сонячних батарей знижуючи фотоефект і вироблення електроенергії. У морозну, але ясну погоду сонячна батарея виробляють більше енергії, ніж в спекотну погоду. У спекотний день при 40°C (перевищення стандартної робочої на 15 градусів), максимальна потужність панелі зменшиться приблизно на 7% . При цьому зворотна ситуація зустрічається навесні, коли температура нижче 25°C : вироблення енергії тоді може бути більше, ніж номінальна максимальна потужність. Тобто в даному випадку охолодження сонячних модулів теоретично може позитивно впливати на їх продуктивність.[12...13].

Проаналізувавши все вище сказане, перед нами постає задача проаналізувати всі метеопараметри, які можливо отримати з відкритих ресурсів, щоб визначитись з тим, які саме параметри мають найбільший вплив на генерацію енергії.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		13

1.3 Масив погодніх даних

Для якісного аналізу важливості метеопараметрів необхідно мати цілий масив вхідних даних, які будуть максимально точно показувати погодні умови на території, де розміщена СЕС. Під час вибору відкритого джерела таких даних, було прийнято рішення про використання системи Solcast.[14].

Solcast API Toolkit- потужний інструмент який дозволяє отримати данні про погодні умови в конкретній точці як в реальному часі, так і архівні масиви даних.

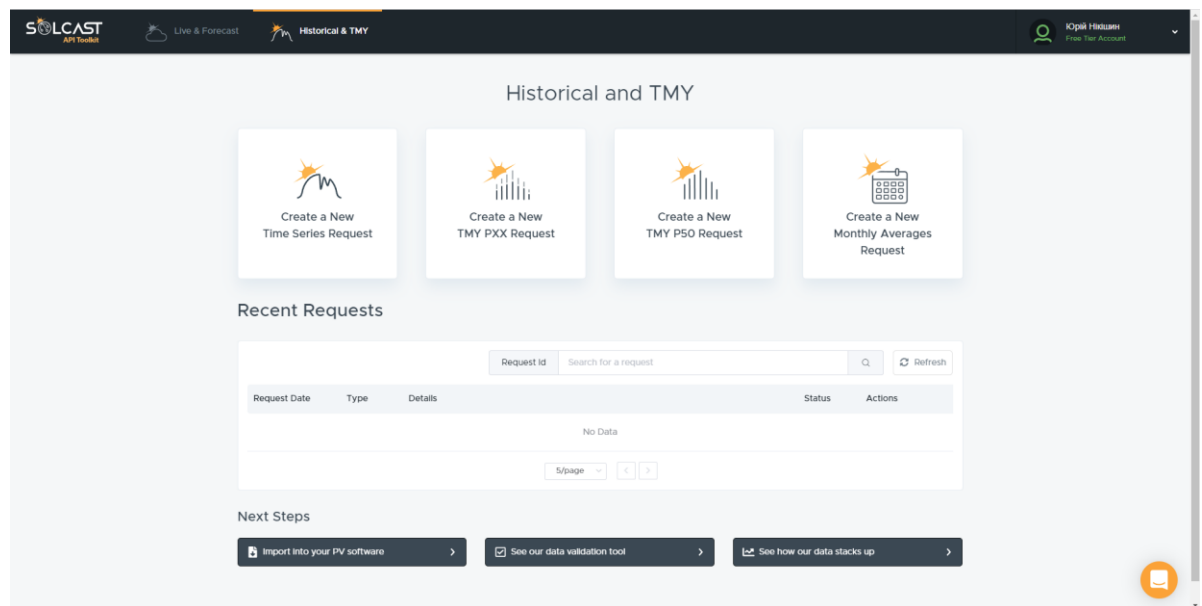


Рисунок 1.1 - Загальний вигляд ПЗ solcast api toolkit

При роботі з данним ПЗ необхідно вибрати локацію на карті, для якої необхідно отримати данні про погодні умови, а потім вибрати які саме данні необхідно отримати.

Необхідно отримати весь масив даних, оскільки в майбутньому необхідно проводити кореляцію даних, і таким чином стане зрозуміло, які дані більше впливають на кількість згенерованої енергії.

Для розуміння того, які саме погодні параметри ми отримуємо, необхідно скористатися підказками на сайті для розшифрування аббревіатур, і подальшого розуміння параметрів, які ми отримали. Переходимо до розшифрування аббревіатур кожного з погодніх параметрів.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		14

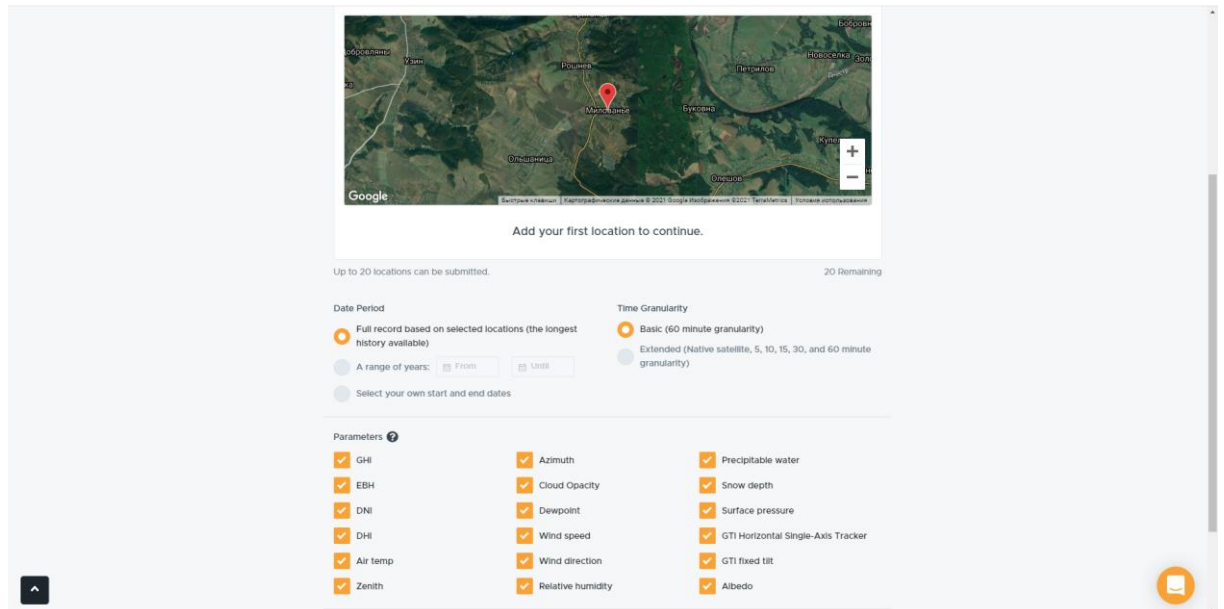


Рисунок 1.2 - Процес вибору локації і отримання даних

(GHI): Глобальне горизонтальне опромінення- загальне опромінення, отримане на горизонтальній поверхні. Це сума компонентів прямого та розсіяного опромінення, отриманих на горизонтальній поверхні. Одиниці у Вт/м².

(EBH): Пряме (променеве) горизонтальне опромінення- пряме опромінення (що надходить по прямій лінії від сонця), отримане на горизонтальній поверхні. Одиниці у Вт/м².

(DNI): Пряме нормальне опромінення- пряме опромінення (що надходить по прямій лінії від сонця), отримане на поверхню, розташовану перпендикулярно сонцю. Одиниці у Вт/м².

(DHI): Дифузне горизонтальне опромінення- дифузне опромінення, отримане на горизонтальній поверхні. Одиниці у Вт/м².

(Air Temp): температура повітря (2 метри над рівнем землі). Одиниці в градусах Цельсія.

(Zenith): Зеніт- кут між лінією, перпендикулярною до земної поверхні та сонця (90 градусів = схід і захід сонця; 0 градусів = сонце прямо над головою). Одиниці вимірювання в градусах.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		15

(Azimuth): Азимут- кут між лінією, що вказує на північ до поточного положення Сонця на небі. Негативно до Сходу. Позитив на Захід. 0 на прямій півночі. Одиниці вимірювання в градусах.

(Cloud Opacity): Непрозорість хмар - вимірювання того, наскільки хмари непрозорі для сонячної радіації в даному місці (0 = немає хмари, 100 = повне ослаблення вхідного світла). Одиниці у відсотках.

(Dewpoint): Точка роси- температура точки роси повітря (2 метри над рівнем землі). Одиниці в градусах Цельсія.

(Wind Speed): Швидкість вітру (10 метрів над рівнем землі). Одиниці в м/с.

(Wind direction): Напрямок вітру (10 метрів над рівнем землі). Це метеорологічна конвенція. 0 – північний (з півночі); 90 — східний (зі сходу); 180 – південний (з півдня); 270 – західний (із заходу). Одиниці вимірювання в градусах.

(Relative humidity): Відносна вологість повітря (2 метри над рівнем землі). Одиниці у відсотках.

(Pressure): Тиск повітря на рівні землі. Одиниці в гПа.

(Precip water): Осадова вода- загальний вміст води, що випадає. Одиниці в кг/м².

(Snow depth): Глибина снігу- Глибина снігу еквівалент рідини і води. Одиниці вимірювання в см.

(GTI (Global Tilted Irradiance)): загальне опромінення, отримане на поверхні, що відстежує сонце. Одиниці у Вт/м².

(GTI (Global Tilted Irradiance) fixed): загальна освітленість, отримана на поверхні з фіксованим нахилом. Нахил встановлюється на широту розташування. Одиниці у Вт/м².

(Albedo): Альbedo- середня денна поверхнева відбивна здатність видимого світла, виражена як значення від 0 до 1. 0 означає повне поглинання. 1 представляє повне відображення.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						16
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Після отримання даних і конвертування їх у формат таблиці, а також в останній рядок додавання архівних даних по генерації енергії, отримуємо наступний вигляд вхідних даних.

The screenshot shows an Excel spreadsheet with a large table of data. The table has columns for time, temperature, wind speed, and various weather parameters. The data is organized in a structured format with multiple rows and columns.

Рисунок 1.3 - Частина таблиці вхідних даних

В такому вигляді можливе наступне опрацювання даних, їх аналіз і кореляція, які необхідні в їх подальшому використанні.

1.4 Нейронні мережі

В останні кілька років ми спостерігаємо вибух інтересу до нейронних мереж, які успішно застосовуються в різних областях - бізнесі, медицині, техніці, геології, фізиці. Нейронні мережі увійшли до практики скрізь, де потрібно вирішувати завдання прогнозування, класифікації чи управління. Такий вражаючий успіх визначається кількома причинами. По перше- багаті можливості. Нейронні мережі- виключно потужний метод моделювання, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. Зокрема, нейронні мережі нелінійні за своєю природою.

Протягом багатьох років лінійне моделювання було основним методом моделювання в більшості областей, оскільки для нього добре розроблені процедури оптимізації. У завданнях, де лінійна апроксимація є незадовільною (а

таких досить багато), лінійні моделі працюють погано. Крім того, нейронні мережі справляються з "прокляттям розмірності", яке не дозволяє моделювати лінійні залежності у разі великої кількості змінних. Також треба враховувати простоту у використанні. Нейронні мережі навчаються на прикладах. Користувач нейронної мережі підбирає представницькі дані, а потім запускає алгоритм навчання, який автоматично сприймає структуру даних.

При цьому від користувача, звичайно, потрібен якийсь набір евристичних знань про те, як слід відбирати та готувати дані, вибирати потрібну архітектуру мережі та інтерпретувати результати, проте рівень знань, необхідний для успішного застосування нейронних мереж, набагато скромніший, ніж, наприклад, під час використання традиційних методів статистики. Найпростіша мережа має структуру прямої передачі сигналу: Сигнали проходять від входів через приховані елементи і зрештою приходять вихідні елементи. Така структура має стійку поведінку.

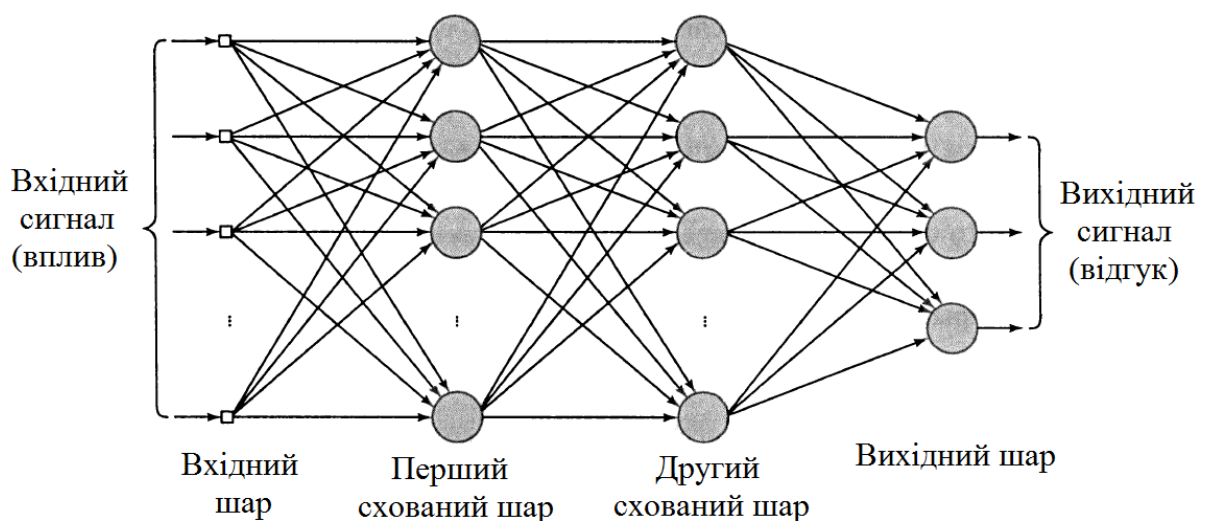


Рисунок 1.4 - Приклад мережі з прямою передачею сигналів

При роботі мережі у вхідні елементи подаються значення вхідних змінних, потім послідовно відпрацьовують проміжні нейрони і вихідного шарів. Кожен їх обчислює своє значення активації, беручи виважену суму виходів елементів попереднього шару і віднімаючи з неї порогове значення. Потім значення активації перетворюються за допомогою функції активації і в результаті виходить

вихід нейрона. Після того, як вся мережа відпрацює, вихідні значення елементів вихідного шару приймаються за вихід усієї мережі загалом.[15].

Короткий аналіз можливостей нейронних мереж нашо́вхує на думку, що їх можливості можуть бути використані для створення інструменту, який зможе видавати прогностні дані з генерації енергії.

Висновок до розділу.

В першому розділі було розглянуто основні існуючі на теперішній час способи прогнозування генерації на ФЕС. Проаналізовано усі суттєві переваги і недоліки кожного з них.

Проведено аналіз впливу погодних умов на генерацію електроенергії ФЕС. Виявлено пряму залежність між погодними параметрами та генерацією і обрано відкритий ресурс, з якого будуть отримані архівні погодні параметри для подальшого аналізу.

Проаналізовано можливості нейронних мереж і можливість їхнього застосування для розробки програмного апарату для прогнозування генерації.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						19
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2 ПОГЛИБЕНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ І ПОБУДОВА НЕРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

2.1 Проведення первинного аналізу даних

Значного поширення з кожним днем набувають нові технології й методи аналізу даних, зокрема методи інтелектуального аналізу даних, які використовують для виявлення прихованих закономірностей у великих масивах даних. Основні процедури аналізу даних найчастіше реалізують за допомогою сучасних комп'ютерних технологій. При цьому дослідники або самі будують розрахункові алгоритми й пишуть відповідні комп'ютерні програми, або використовують наявне програмне забезпечення – електронні таблиці MS Excel, спеціалізовані пакети SPSS, STATISTICA, математичні пакети загального призначення MatLab, MathCad тощо. Але навіть при застосуванні спеціалізованих пакетів досліднику необхідно володіти теоретичними основами математичних методів аналізу даних, оскільки зазвичай це передбачає необхідність вибору оптимальних алгоритмів та певних параметрів їх реалізації, іноді з декількох сотень можливих варіантів.

Для перевірки декількох методів аналізу в проекті буде використовуватись програмні апарати, які доступні в пз STATISTICA.

Statistica - програмний пакет для статистичного аналізу, розроблений компанією StatSoft, що реалізує функції аналізу даних, управління даними, видобутку даних, візуалізації даних із залученням статистичних методів.

Дане ПЗ має широкий спектр можливостей, які необхідні при аналізі вхідних даних, перевірці їх на нормальність, побудові графіків, а також, побудові простих нейронних мереж.[16].

Для внесення ясності спочатку розглянемо дані, про кількість згенерованої енергії. Побудуємо графік залежності між кількістю генерованої енергії і часу, в який цю енергію було генеровано. Проаналізувавши дані можна побачити, що генерація йде за функцією параболи з піком близько 12-14 годин. А

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		20

в нічні години генерація рівна нулю, що автоматично виключає з нашого дослідження нічні години.

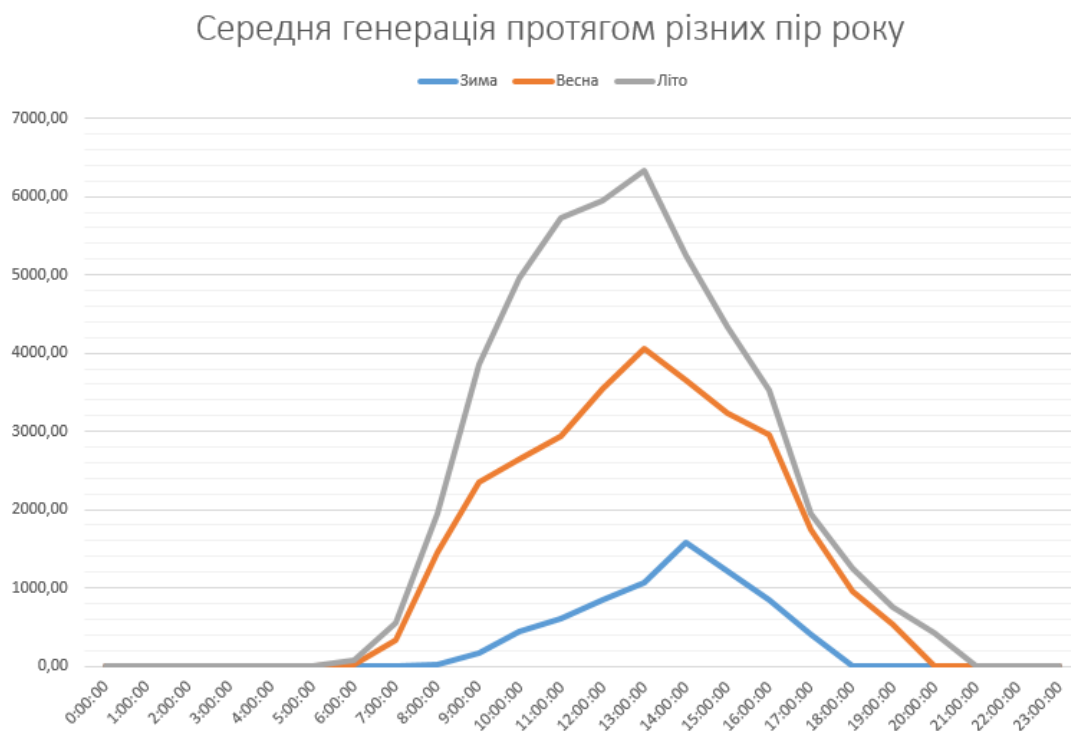


Рисунок 2.1 - Графік генерації енергії

2.2 Аналіз погодних умов за коефіцієнтами Колмогорова-Смирнова, та критерієм Шапіро-Вілкса

Оскільки об'єм даних, отриманих з ресурсу Solcast досить великий, а для високої точності навчання нейронної мережі необхідний якомога менша кількість вхідних даних, які при цьому будуть мати прямий вплив на результат (в нашому випадку це кількість згенерованої енергії), очевидним є доцільність розробка алгоритму фільтрування даних. Для цього в пз Statistica будуємо гістограми для всіх погодних параметрів, котрі ми отримали, і перевіряємо їх за коефіцієнтом Колмогорова-Смирнова, одночасно з цим пз дає змогу провести перевірку за критерієм Шапіро-Вілкса.

У статистиці коефіцієнт Колмогорова - Смирнова використовується для того, щоб визначити, чи підпорядковуються два емпіричних розподіли одному закону, або

визначити, чи підпорядковується емпіричний розподіл певній моделі. Для виконання умов коефіцієнт має бути $p > 0.2$

Критерій Шапіро-Вілкса в свою чергу також являється спеціальним критерієм нормальності і використовується для перевірки гіпотези про нормальність розподілення даних. Для нормального розподілення коефіцієнт W повинен прямувати до одиниці.

Взагалі, це два різних за способами виконання тести які працюють на різних розмірах вибірки даних (Критерій Шапіро-Вілкса коректніше працює на менших вибірках даних, а тест Колмогорова-Смирнова навпаки, буде точніший на більшій кількості даних). Водночас якщо включити в розробку моделі дані, які мають слабкий вплив на досліджувану величину (в нашому випадку це кількість генерованої енергії), то це збільшить похибку розробленої моделі.

Мною припускається, що одночасне проведення двох тестів допоможе при аналізі побачити чіткі залежності між генерацією енергії і погодними умовами, що в майбутньому допоможе створити чіткий алгоритм підбору таких параметрів.

Переходимо до аналізу погодніх умов.

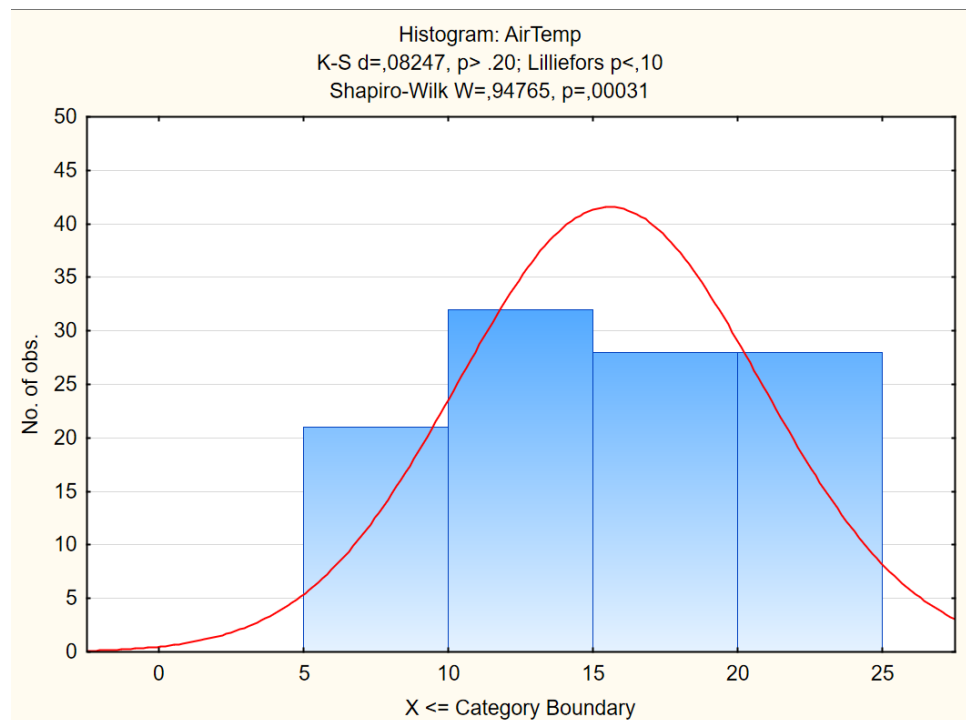


Рисунок 2.2 - Перевірка параметру AirTemp

Як видно з рисунку 2.2, параметр AirTemp проходить під критерії Колмогорова-Смирнова і Шапіро-Вілкса, і хоч на гістограмі є незначні провали, в цілому даний параметр має досить сильний вплив на кількість генерованої енергії, і його можна використовувати для побудови нейромережевої моделі.

Як видно з рисунку 2.3, параметр AlbedoDaily не проходить обидва тести нормального розподілу, а на гістограмі дані зовсім не повторюють напрямок лінії нормального розподілу, тому можна сказати, що даний параметр має мале відношення до кількості генерованої енергії, і його не потрібно використовувати для побудови нейромережевої моделі.

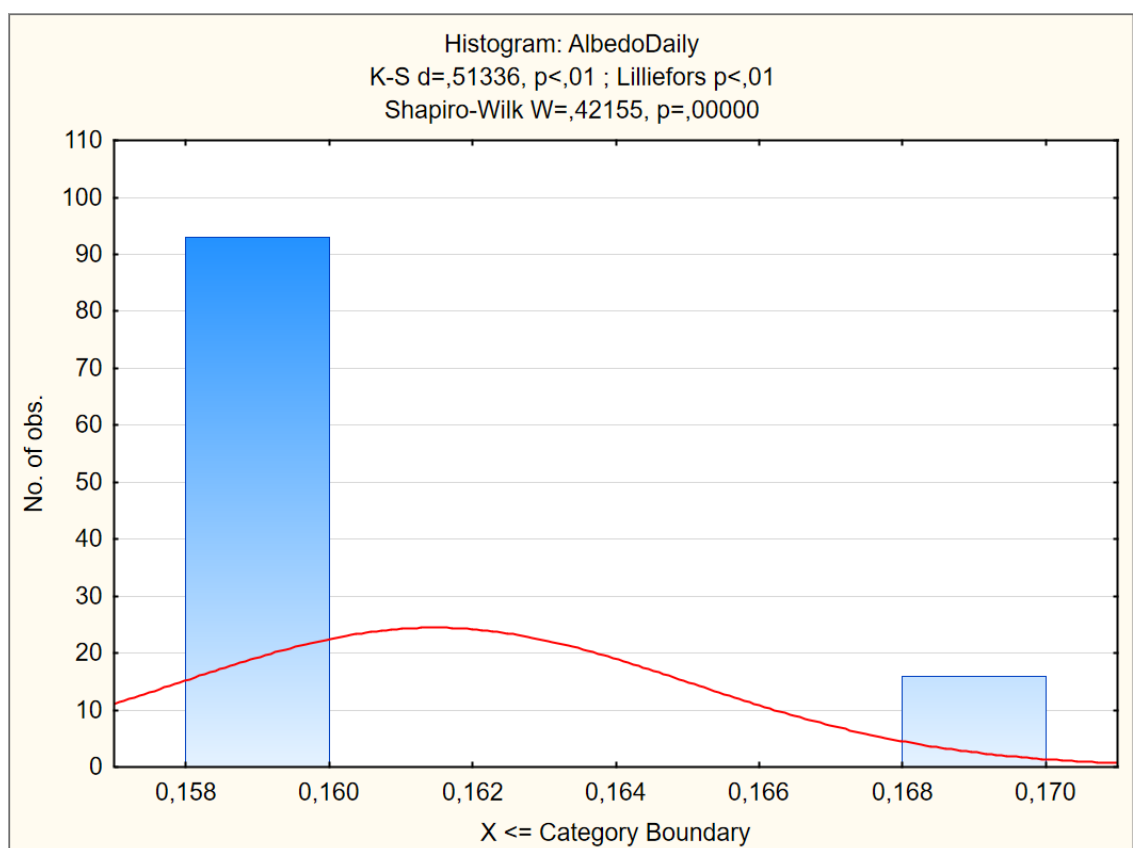


Рисунок 2.3 - Перевірка параметру AlbedoDaily

Як видно на рисунку 2.4, параметр Azimuth не проходить обидва тести нормального розподілу даних, а на гістограмі в її центрі є значний провал, що доводить не нормальність розподілу даних. Тому даний параметр не буде використаний в побудові моделі.

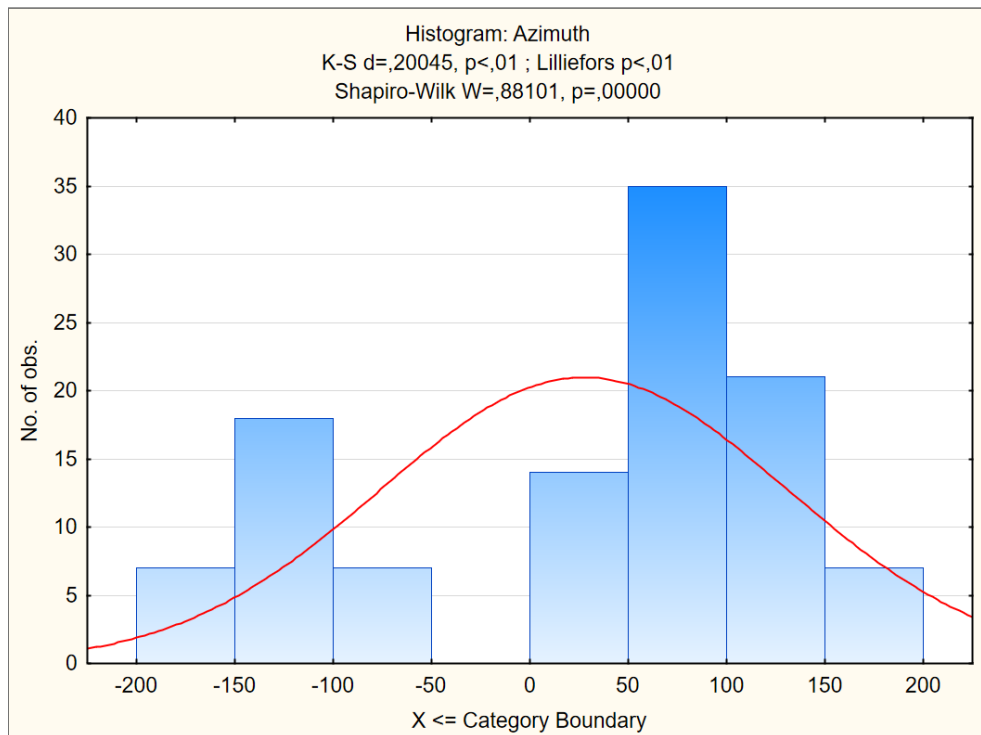


Рисунок 2.4 - Перевірка параметру Azimuth

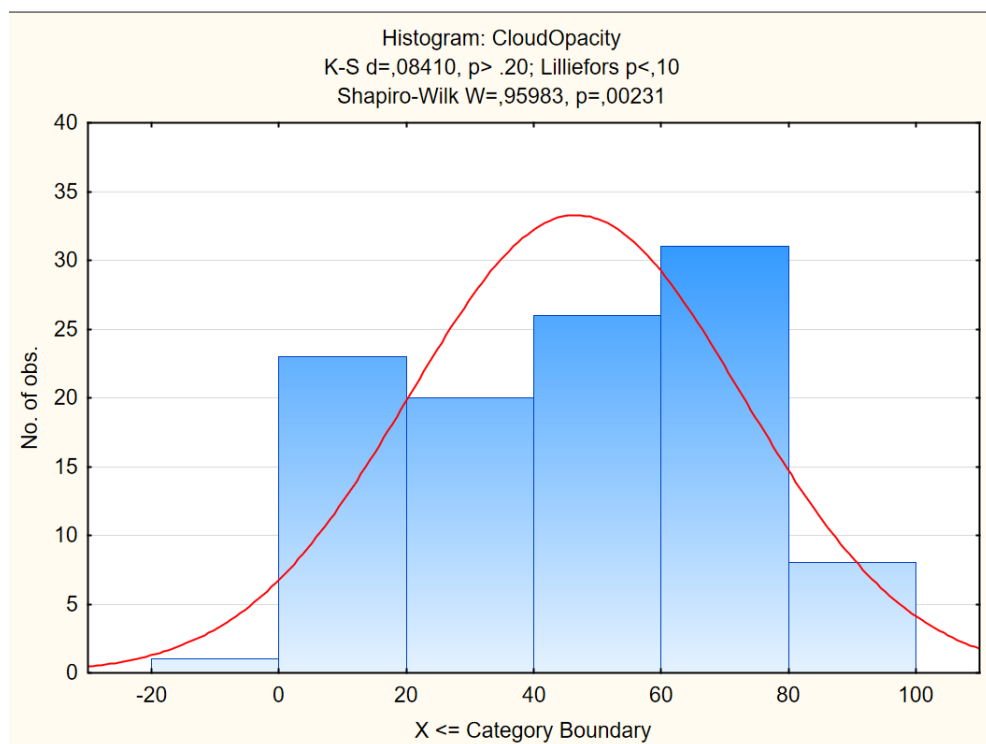


Рисунок 2.5 - Перевірка параметру CloudOpacity

Як видно на рисунку 2.5, параметр CloudOpacity проходить тести нормального розподілу, а дані майже максимально повторюють лінію нормального розподілу, і хоча по центру лінії є не значний провал, але в цілому

можна говорити що даний параметр має вплив на шукану величину, тому його буде використано для побудови моделі.

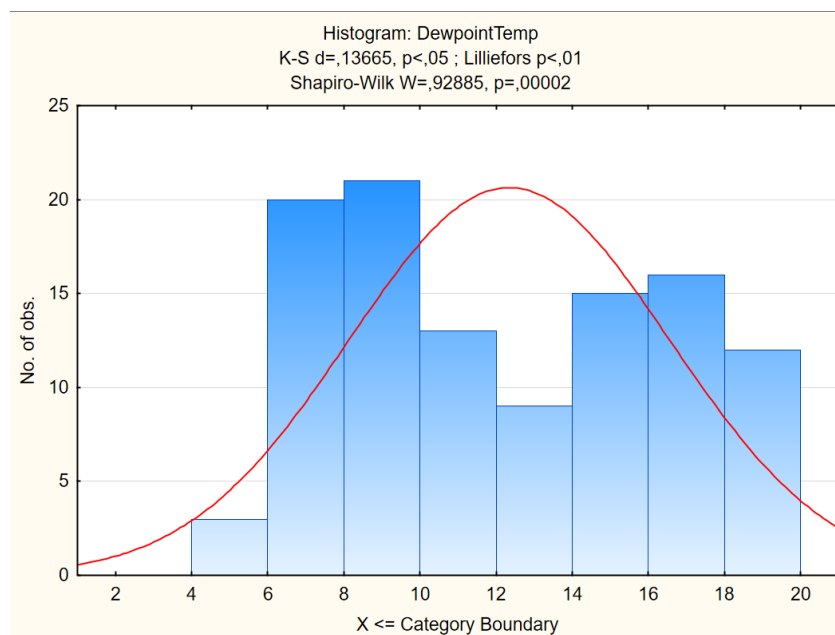


Рисунок 2.6 - Перевірка параметру DewpointTemp

Як видно на рисунку 2.6, параметр DewpointTemp не проходить тести нормального розподілу, а на гістограмі є значні відхилення від лінії нормального розподілу, тому цей параметр буде давати значну похибку при створенні моделі, а тому він використовуватись не буде.

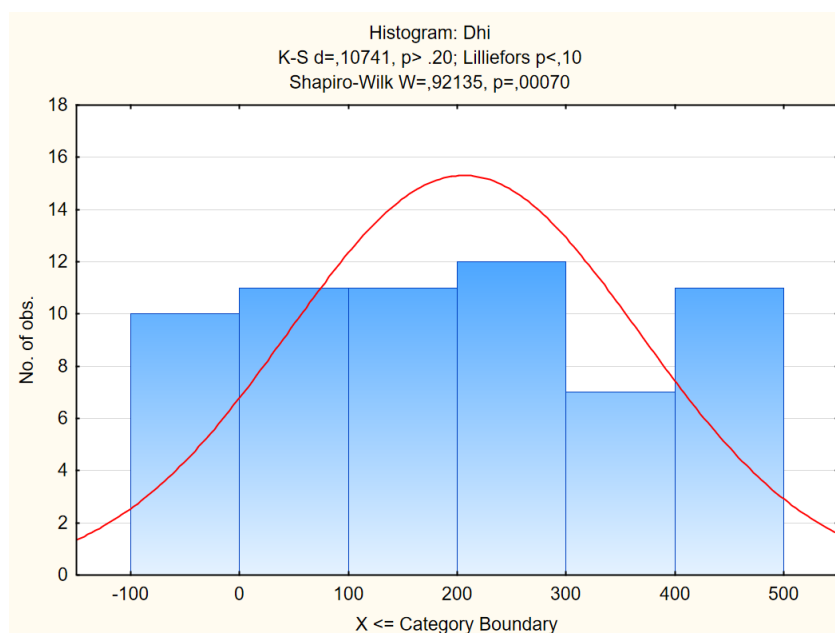


Рисунок 2.7 - Перевірка параметру Dhi

Як видно на рисунку 2.7, параметр Dhi проходить обидва тести на розподіл нормальності, але гістограма має явні відхилення від лінії нормального розподілу, списати які можна на те що вибірка даних була для літнього часу. Dhi- один з параметрів, який описує загальну освітленість, тому він на пряму впливає на генерацію енергії, що підтверджується коефіцієнтами Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, тому даний параметр буде використано для побудови моделі.

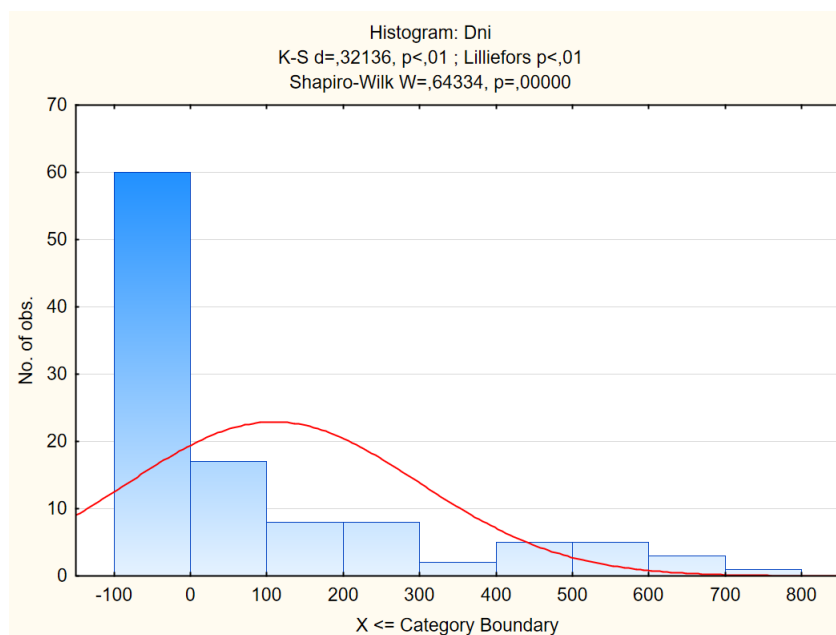


Рисунок 2.8 - Перевірка параметру Dni

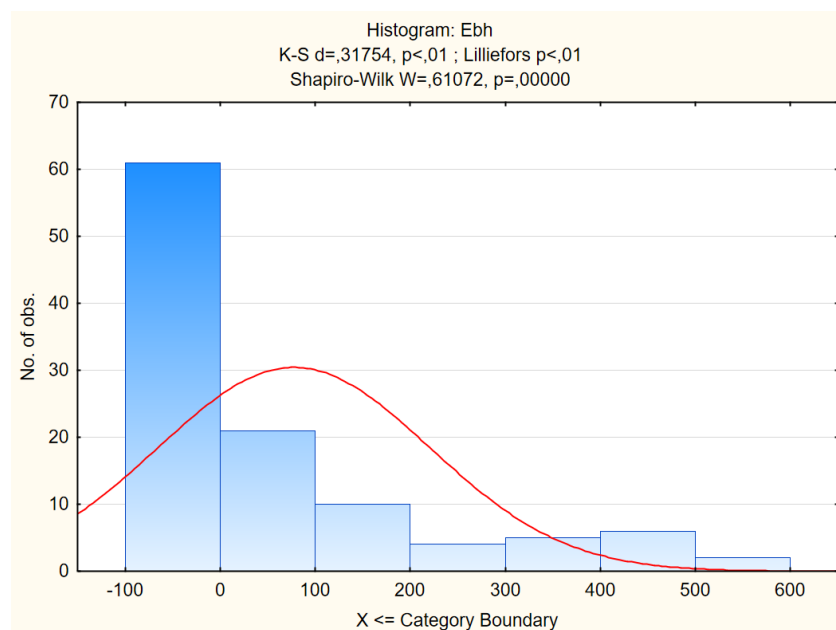


Рисунок 2.9 - Перевірка параметру Ebh

Як видно на рисунку 2.8, параметр Dni не проходить обидва тести, а на гістограмі розподіл даних зовсім не повторює лінію нормального розподілу, тому даний параметр виключається зі списку необхідних для побудови моделі.

Як видно на рисунку 2.9, параметр Ebh не проходить тести з нормального розподілу, а гістограма зовсім не повторює лінію нормального розподілу, тому даний параметр виключаємо зі списку необхідних для побудови нейромережевої моделі.

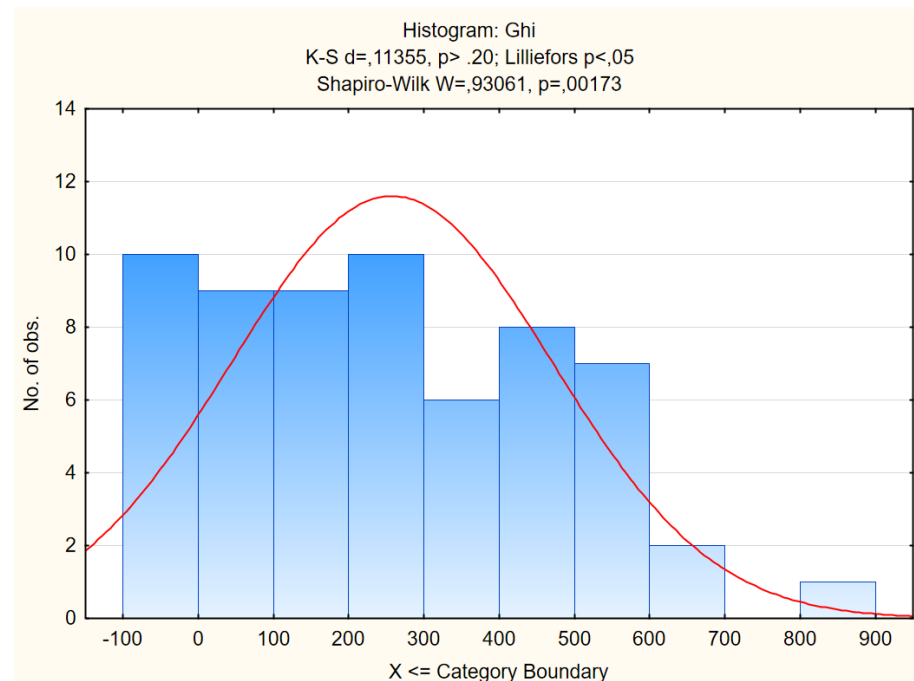


Рисунок 2.10 - Перевірка параметру Ghi

Як видно на рисунку 2.10, параметр Ghi проходить обидва тести з нормального розподілу даних, а відхилення від гістограми можна пояснити тим, що вибірка даних була взята за літній час, під час котрого освітленість (одним, з параметрів характеризуючих яку і є параметр Ghi) досить велика на протязі усього дня. Тому даний параметр слід використати для побудови нейронної моделі.

Як видно на рисунку 2.11, параметр GtiFixedTilt проходить обидва тести з нормального розподілу, а на гістограмі дані вцілому прямують за лінією нормального розподілу, тому даний параметр буде використаний для побудови нейромережевої моделі.

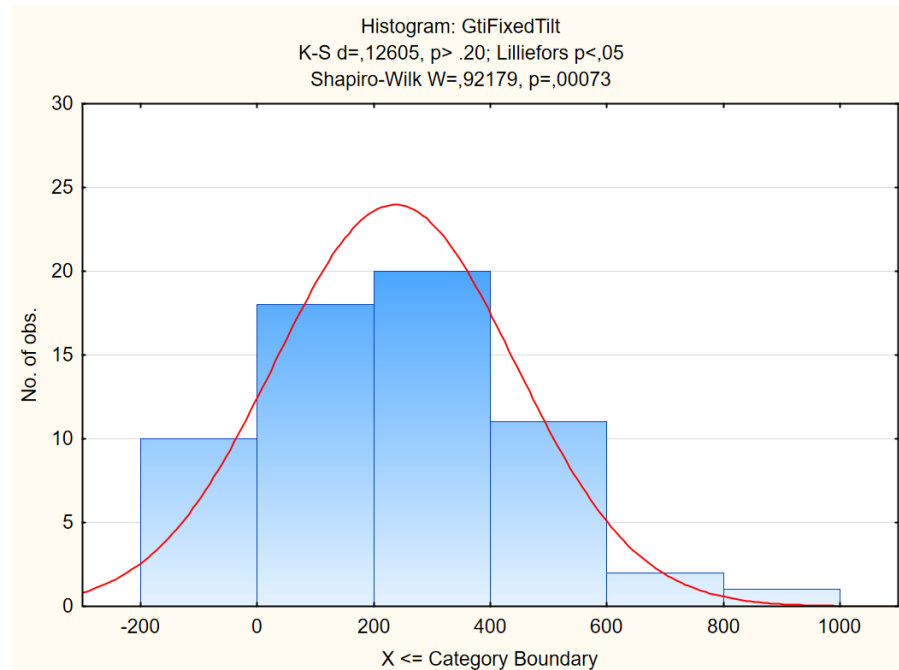


Рисунок 2.11 - Перевірка параметру GtiFixedTilt

Як видно на рисунку 2.11, параметр GtiFixedTilt проходить обидва тести з нормального розподілу, а на гістограмі дані вцілому прямують за лінією нормального розподілу, тому даний параметр буде використаний для побудови нейромережевої моделі.

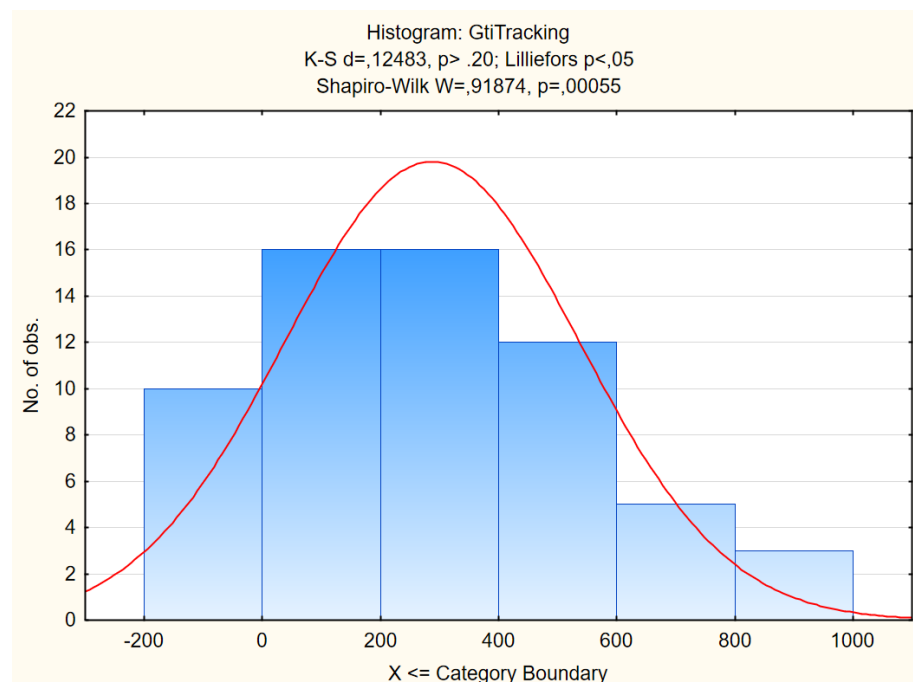


Рисунок 2.12 - Перевірка параметру GtiTracking

Як видно на рисунку 2.12, параметр GtiTracking дійсно відповідає вимогам тестів Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а Розподіл даних на гістограмі майже нормально повторює лінію розподілу, значне відхилення в центрі можна пояснити тим що вибірка даних бралась за літній час, під час якого глобальна освітленість підходить до свого піку раніше, ніж наприклад восени, і тримається на такому рівні довше, тому даний параметр буде взято для побудови моделі.

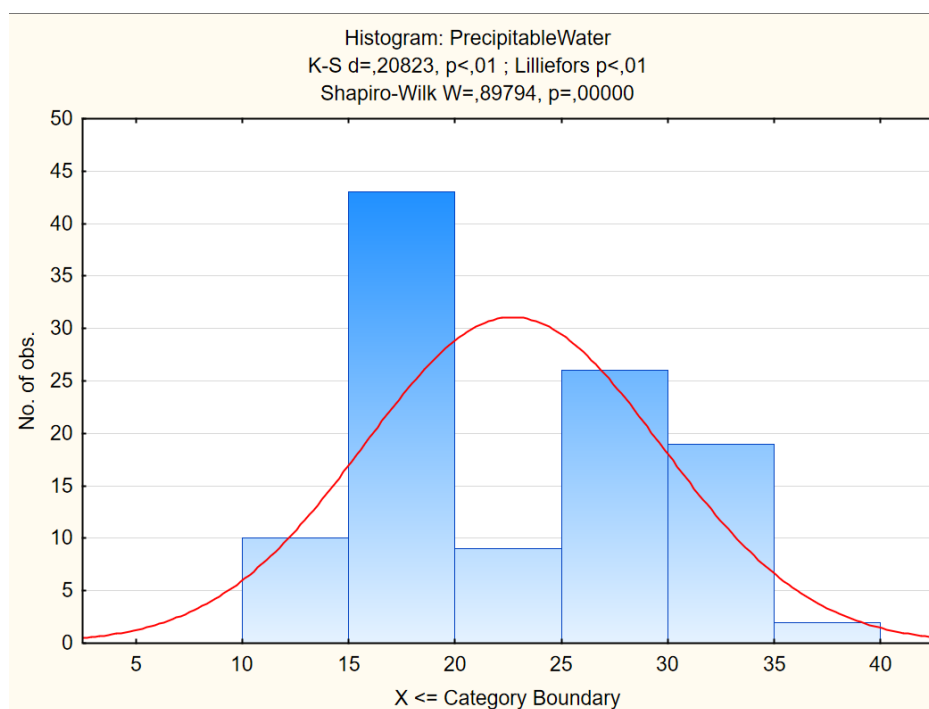


Рисунок 2.13 - Перевірка параметру PrecipitableWater

Як видно на рисунку 2.13, параметр PrecipitableWater не відповідає параметрам нормального розподілу, і на самій гістограмі є дуже значні відхилення від припущень нормального розподілу, тому даний параметр буде виключено зі списку необхідних для побудови нашої моделі.

Як видно на рисунку 2.14, параметр RelativeHumidity проходить обидва тести з гарними показниками коефіцієнту нормального розподілу, а на гістограмі вибірка даних гарно повторює лінію нормального розподілу. Не значним відхиленням можна знехтувати, зважаючи на те, що за основу було взяті погодні дані для західного регіону нашої країни, де відносна вологість дещо вище норми. Тому даний параметр можна використати для побудови нашої моделі.

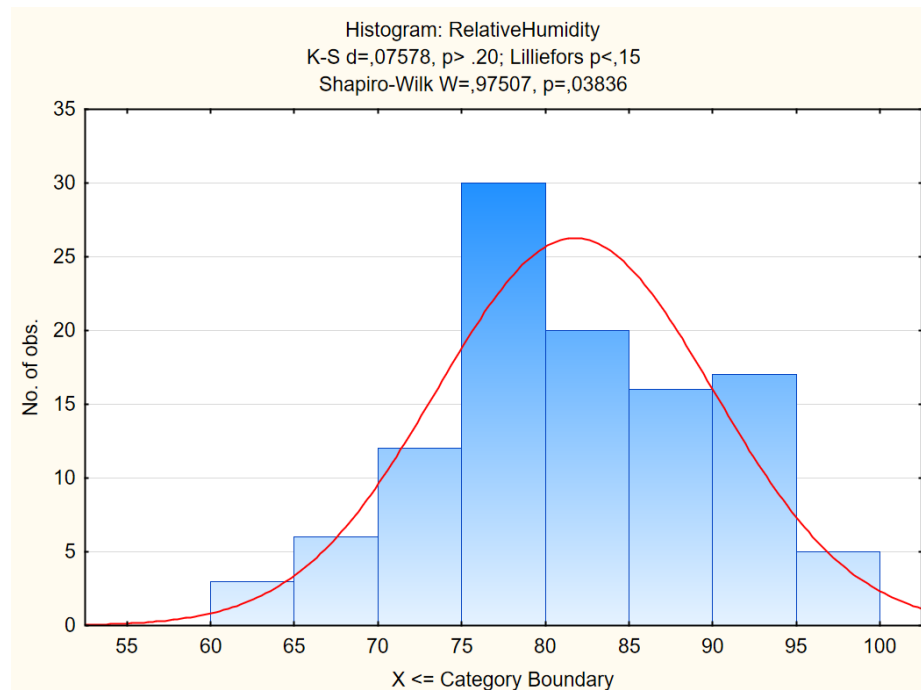


Рисунок 2.14 - Перевірка параметру RelativeHumidity

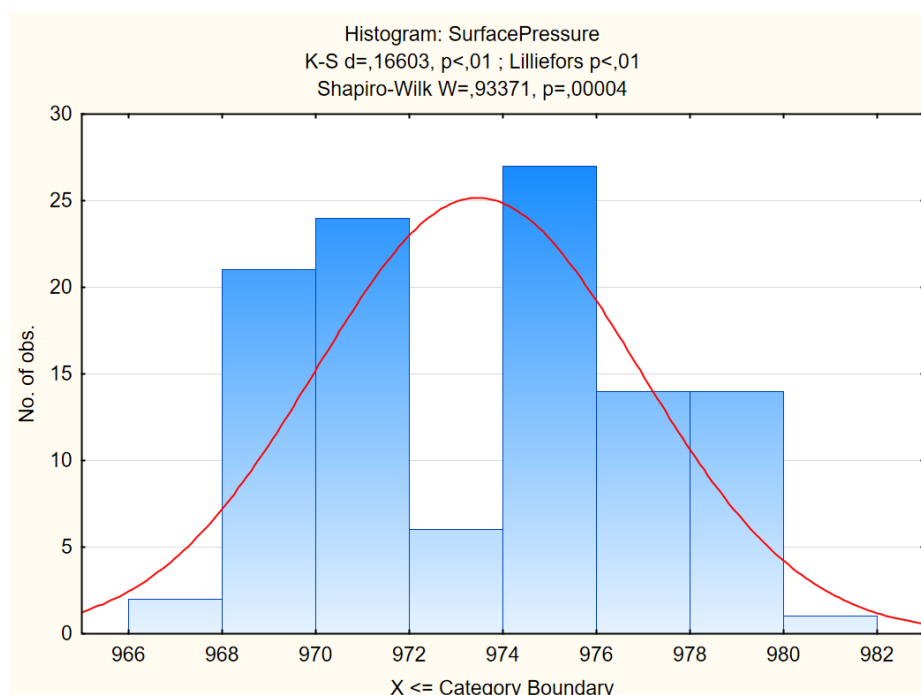


Рисунок 2.15 - Перевірка параметру SurfacePressure

Як видно на рисунку 2.15, параметр SurfacePressure не проходить під критерії тестів Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а на гістограмі спостерігається значні відхилення від лінії нормального розподілу, тому цей параметр буде виключено з побудови моделі.

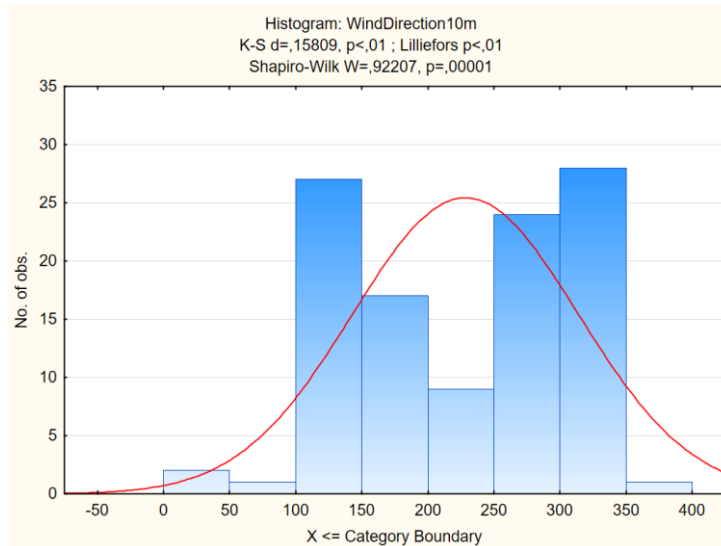


Рисунок 2.16 - Перевірка параметру WindDirection

Як видно на рисунку 2.16, параметр WindDirection не відповідає нормам коефіцієнтів Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а на гістограмі є досить великий провал до центру, тому можна сміливо говорити що даний параметр буде зменшувати точність нашої моделі, і тому його буде виключено зі списку.

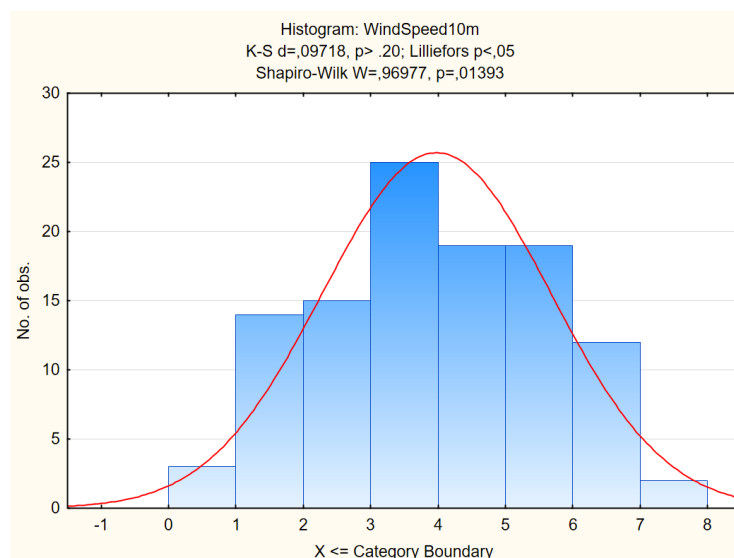


Рисунок 2.17 - Перевірка параметру WindSpeed

Як видно на рисунку 2.17, параметр WindSpeed відповідає вимогам тестів Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а на гістограмі є лише незначні відхилення, тому будемо вважати, що даний параметр буде корисний в побудові нейромережевої моделі.

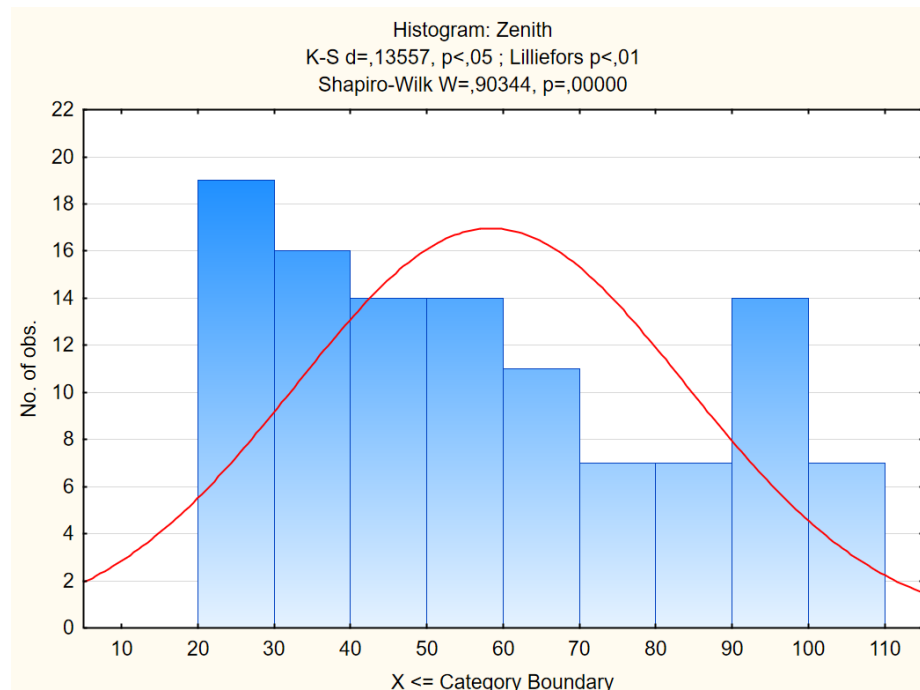


Рисунок 2.18 - Перевірка параметру Zenith

Як видно на рисунку 2.18, параметр Zenith не підпадає під коефіцієнти Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а на гістограмі видно, що розподіл даного погодного параметру зовсім не відповідає лінії нормального розподілу, тому даний параметр не буде використовуватись для побудови моделі.

Після перевірки даних за коефіцієнтами Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса, а також аналізу гістограми з лінією нормального розподілу кількість вхідних даних значно зменшилась що позитивно відобразиться на побудові нейронної мережі.

Підведемо підсумки аналізу даних та проведення тестів Колмогорова-Смирнова та Шапіро-Вілкса:

AirTemp- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.94$

AlbedoDaily- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.1$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.42$

Azimuth- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.1$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.88$

CloudOpacity- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.95$

DewpointTemp- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.05$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.92$

Dhi- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.92$

Dni- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.1$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.64$

Ebh- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.01$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.61$

Ghi- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.93$

GtiFixedTilt- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.92$

GtiTracking- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.91$

PrecitableWater- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.01$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.89$

RelativeHumidity- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.97$

SurfacePressure- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.01$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.93$

WindDirection- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.01$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.92$

WindSpeed- тест Колмогорова-Смирнова $p > 0.2$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.96$

Zenith- тест Колмогорова-Смирнова $p < 0.05$ Коефіцієнт Шапіро-Вілкса $W = 0.90$

В підсумку можна скласти список параметрів які дійсно впливають на кількість згенерованої СЕС енергії:

1. Температура повітря
2. Непрозорість хмар
3. Дифузне горизонтальне опромінення

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						33
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

4. Глобальне горизонтальне опромінення
5. Загальна освітленість
6. Горизонтальний одноосьовий трекер
7. Відносна вологість повітря
8. Швидкість вітру

2.3 Побудова нейронної мережі

Для зручності опрацювання даних зразу видаляємо ті стовпці, котрі, як з'ясувалось, негативно впливатимуть на побудову нейронної мережі. Вхідні дані матимуть наступний вигляд.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
	PeriodStart	TimeStart	TimeEnd	AirTemp	CloudOpacity	Dhi	Ghi	GtiFixedTilt	GtiTracking	RelativeHumidity	WindSpeed10m	Факт кВт.
1	01/06/20	6:00	7:00	12,20	9,60	202,00	533,00	493,00	779,00	86,40	4,7	342,00
2	01/06/20	7:00	8:00	12,90	20,30	355,00	581,00	566,00	677,00	83,80	4,4	1008,00
3	01/06/20	8:00	9:00	13,20	28,40	458,00	595,00	575,00	621,00	82,90	4,7	2799,00
4	01/06/20	9:00	10:00	13,40	28,90	497,00	627,00	605,00	630,00	80,40	4,5	4356,00
5	01/06/20	10:00	11:00	14,10	49,30	433,00	454,00	415,00	454,00	76,10	4,4	4045,00
6	01/06/20	11:00	12:00	14,30	63,00	319,00	319,00	287,00	319,00	78,40	4,7	4915,00
7	01/06/20	12:00	13:00	14,10	67,00	261,00	261,00	235,00	261,00	79,80	4,8	5426,00
8	01/06/20	13:00	14:00	14,10	75,30	164,00	164,00	148,00	164,00	76,60	5,1	4913,00
9	01/06/20	14:00	15:00	13,80	53,60	244,00	244,00	221,00	244,00	77,00	5,8	2973,00
10	01/06/20	15:00	16:00	12,90	71,70	98,00	98,00	89,00	98,00	80,30	6,1	1872,00
11	01/06/20	16:00	17:00	11,60	67,00	59,00	59,00	54,00	59,00	85,00	5,6	1688,00
12	01/06/20	17:00	18:00	9,70	44,90	28,00	28,00	26,00	28,00	88,60	4,3	1665,00
13	01/06/20	18:00	19:00	7,80	26,60	1,00	1,00	1,00	1,00	90,90	3,2	849,00
14	01/06/20	19:00	20:00	6,60	54,20	0,00	0,00	0,00	0,00	92,30	2,7	402,00
15	01/06/20	20:00	21:00	5,70	54,10	0,00	0,00	0,00	0,00	93,40	2,4	95,00
16	02/06/20	5:00	6:00	8,80	0,00	75,00	440,00	334,00	892,00	88,10	5,8	27,00
17	02/06/20	6:00	7:00	10,40	8,00	177,00	548,00	501,00	827,00	81,70	6,6	435,00
18	02/06/20	7:00	8:00	11,40	35,30	438,00	476,00	437,00	494,00	77,50	7	1146,00
19	02/06/20	8:00	9:00	12,10	47,80	426,00	435,00	395,00	437,00	76,20	7,1	3105,00
20	02/06/20	9:00	10:00	12,00	69,80	271,00	271,00	245,00	271,00	78,50	7,2	4931,00
21	02/06/20	10:00	11:00	10,70	72,70	248,00	248,00	224,00	248,00	84,50	6,7	4709,00
22	02/06/20	11:00	12:00	9,50	65,20	305,00	305,00	274,00	305,00	89,20	5,7	4177,00
23	02/06/20	12:00	13:00	9,10	66,30	269,00	269,00	242,00	269,00	90,30	5,8	1977,00
24	02/06/20	13:00	14:00	8,80	66,80	223,00	223,00	201,00	223,00	91,20	6,2	2036,00
25	02/06/20	14:00	15:00	8,50	69,60	159,00	159,00	144,00	159,00	92,90	6,3	1721,00
26	02/06/20	15:00	16:00	8,00	69,20	108,00	108,00	98,00	108,00	94,10	6,2	1605,00
27	02/06/20	16:00	17:00	7,50	57,20	81,00	81,00	74,00	81,00	94,90	5,8	1278,00
28	02/06/20	17:00	18:00	7,50	56,90	27,00	27,00	24,00	27,00	95,20	5,8	762,00
29	02/06/20	18:00	19:00	7,60	73,40	0,00	0,00	0,00	0,00	95,70	5,9	540,00
30	02/06/20	19:00	20:00	7,80	75,50	0,00	0,00	0,00	0,00	96,40	5,8	316,00
31	02/06/20	20:00	21:00	7,90	73,40	0,00	0,00	0,00	0,00	96,20	5,8	38,00
32	03/06/20	6:00	7:00	8,60	67,80	189,00	189,00	171,00	189,00	95,90	4,5	122,00
33	03/06/20	7:00	8:00	8,90	60,60	288,00	288,00	259,00	288,00	95,00	4,4	204,00
34	03/06/20	8:00	9:00	9,30	47,10	439,00	439,00	396,00	439,00	93,70	4,4	1207,00
35	03/06/20	9:00	10:00	10,50	55,70	394,00	394,00	354,00	394,00	90,00	4,5	1216,00
36	03/06/20	10:00	11:00	12,00	47,90	469,00	469,00	422,00	469,00	85,20	4,6	1638,00
37	03/06/20	11:00	12:00	12,90	42,10	495,00	502,00	455,00	503,00	81,00	5,1	2893,00
38	03/06/20	12:00	13:00	13,20	31,60	420,00	543,00	520,00	571,00	78,90	5,2	3014,00
39	03/06/20	13:00	14:00	13,30	31,20	405,00	460,00	425,00	495,00	78,50	4,5	3936,00
40	03/06/20	14:00	15:00	13,20	35,80	289,00	332,00	296,00	386,00	78,90	4	4589,00
41	03/06/20	15:00	16:00	12,90	21,80	180,00	285,00	231,00	452,00	81,60	3,4	6106,00
42	03/06/20	16:00	17:00	12,30	32,90	124,00	125,00	112,00	125,00	85,80	2,5	5000,00
43	03/06/20	17:00	18:00	10,80	34,80	39,00	43,00	34,00	43,00	87,60	1,3	3628,00
44	03/06/20	18:00	19:00	9,20	67,60	0,00	0,00	0,00	0,00	87,00	0,6	1757,00

Рисунок 2.19 - Фрагмент вхідних даних

Далі, користуючись відповідними пунктами в пз переходимо до побудови нейромережевої моделі.

На рисунках 2.20 і 2.21 можна побачити послідовність дій, котрі необхідно виконати для побудови нейронної мережі.

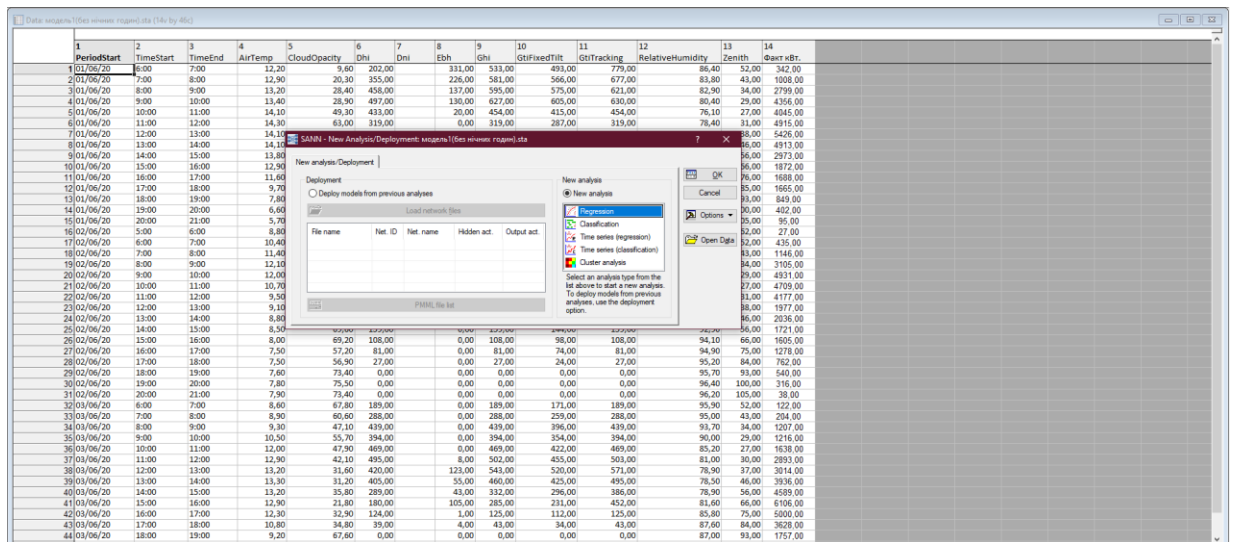


Рисунок 2.20 - процес створення нейромережевої моделі

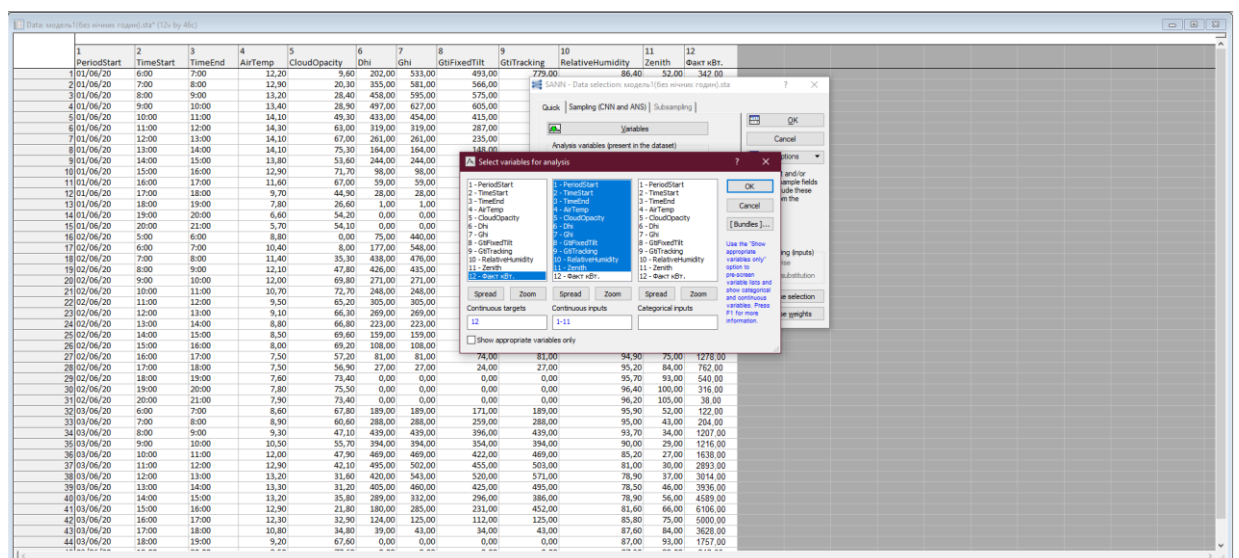


Рисунок 2.21 - Вибір параметрів, які будуть використовуватись при навчанні

Перший цикл навчання дозволяє програмі автоматично вибирати способи навчання і кількість прихованих нейронів. Після проходження навчання аналізуємо список мереж, які були навчені і дивимось, які способи навчання були найбільш ефективними. Зменшуємо кількість способів навчання, залишаючи найбільш ефективні і повторюємо процедуру.

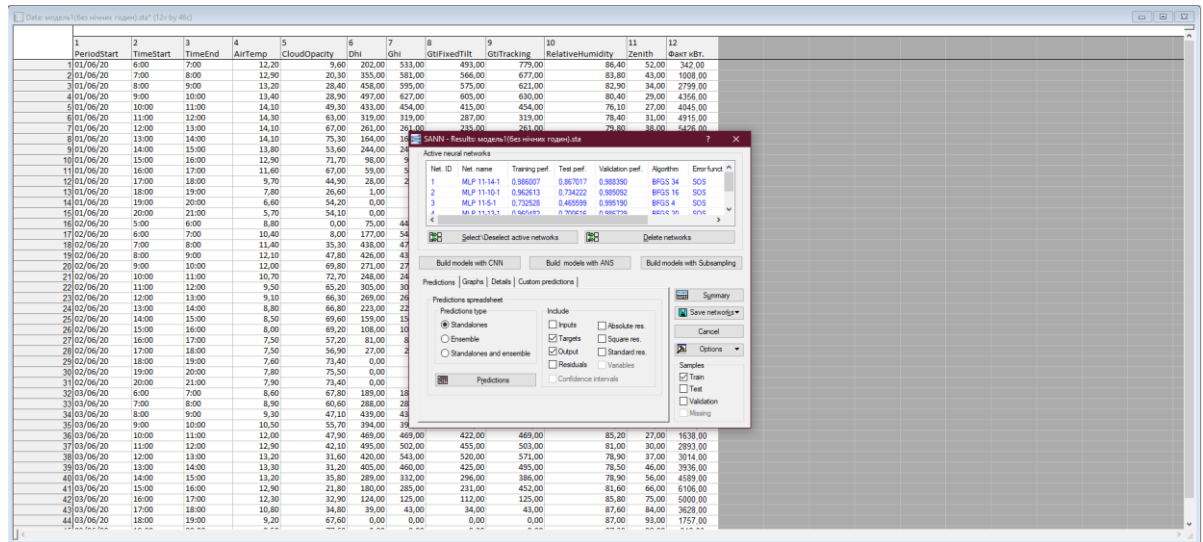


Рисунок 2.22 - Вікно результатів, в якому треба проаналізувати отримані мережі

Повторюючи цикли навчання, залишаємо один, найбільш ефективний спосіб, і далі, змінюючи кількість прихованих нейронів, проводимо навчання до тих пір поки

будуть отримані найбільш точні результати.

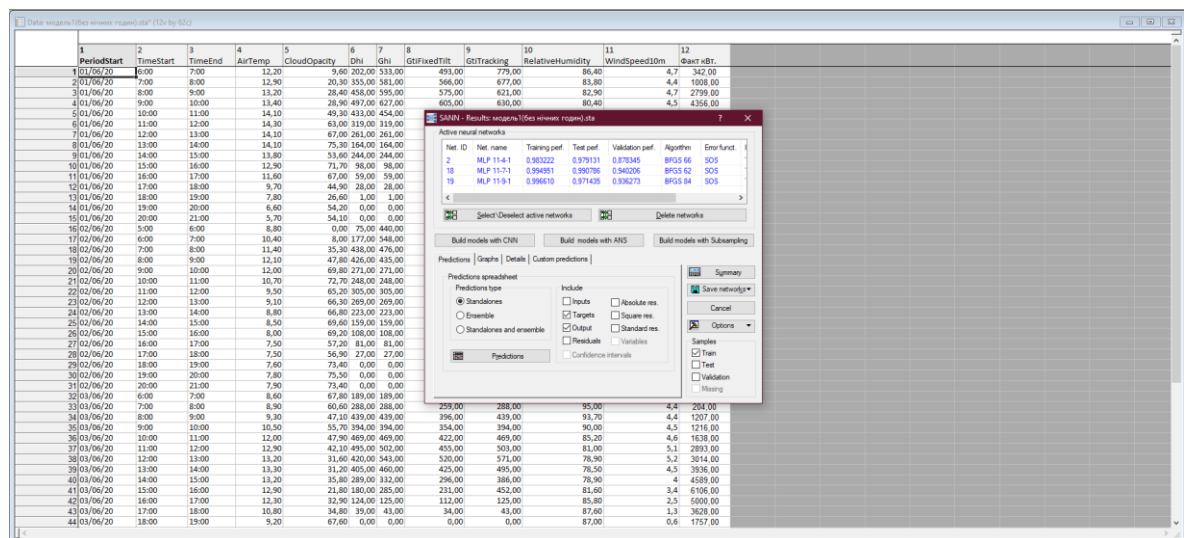


Рисунок 2.23 - Вікно з отриманими найточнішими моделями

З отриманих мереж вибираємо декілька з найвищими коефіцієнтами навчання і переходимо до їх подальшого порівняння.

2.4 Перевірка вибраних нейронних моделей.

Переходимо до аналізу отриманих нейронних мереж. Для цього переходимо до пункту перевірок, і програма сама виконує низку тестів, і показує нам результат.

Predictions spreadsheet for Факт кВт. (модель 1(без нічних годин). sta)							
Samples: Train							
Case name	Факт кВт. цільова Target	Факт кВт. - результат моделі 2 2. MLP 11-4-1	Факт кВт. - похибка моделі 2 2. MLP 11-4-1	Факт кВт. - результат моделі 18 18. MLP 11-7-1	Факт кВт. - похибка моделі 18 18. MLP 11-7-1	Факт кВт. - результат моделі 19 19. MLP 11-9-1	Факт кВт. - похибка моделі 19 19. MLP 11-9-1
1	342,000	386,823	44,8229	316,610	25,3902	470,875	128,8751
2	1008,000	1246,716	238,7158	1005,947	2,0532	1023,625	15,6254
4	4356,000	4105,732	250,2683	3909,306	446,6943	4324,329	31,6710
5	4045,000	4309,423	264,4228	4471,420	426,4201	4142,520	97,5197
6	4915,000	5023,858	108,8584	4877,870	37,1301	4857,453	57,5468
8	4913,000	4762,010	150,9899	4740,421	172,5787	4892,522	20,4783
9	2973,000	3229,075	256,0746	3036,166	63,1664	2911,253	61,7470
10	1872,000	2364,902	492,9015	2039,113	167,1135	2103,281	231,2815
11	1688,000	1426,639	261,3610	1647,037	40,9626	1673,736	14,2642
12	1665,000	1330,640	334,3601	1291,424	373,5757	1643,678	21,3221
14	402,000	691,181	289,1813	522,033	120,0332	475,425	73,4250
15	95,000	576,541	481,5411	348,667	253,6670	291,208	196,2076
17	435,000	398,957	36,0427	271,117	163,8832	284,036	150,9643
18	1146,000	1524,939	378,9385	1488,336	342,3357	1272,579	126,5790
19	3105,000	3007,060	97,9402	2890,201	214,7988	3124,322	19,3218
21	4709,000	4525,618	183,3819	4838,310	129,3098	4617,369	91,6313
22	4177,000	4705,044	528,0439	4072,367	104,6326	4177,097	0,0966
24	2036,000	2009,167	26,8334	2178,787	142,7875	1970,707	65,2931
25	1721,000	1030,903	690,0968	1712,531	8,4687	1803,106	82,1063
27	1278,000	691,905	586,0947	1367,586	89,5861	1165,157	112,8425
29	540,000	544,200	4,1996	383,021	156,9794	256,325	283,6745
30	316,000	485,041	169,0412	291,434	24,5659	202,845	113,1552
31	38,000	439,707	401,7070	210,951	172,9506	150,601	112,6015
34	1207,000	375,276	831,7236	620,187	586,8131	726,643	480,3571
36	1638,000	1648,592	10,5922	1909,386	271,3859	1939,517	301,5166
38	3014,000	3178,781	164,7812	3225,920	211,9197	2598,328	415,6722
39	3936,000	3331,564	604,4360	3893,517	42,4835	4136,475	200,4746
40	4589,000	4166,804	422,1955	4591,159	2,1592	4546,771	42,2291
41	6106,000	6164,877	58,8770	5984,940	121,0598	6123,836	17,8356
43	3628,000	3588,109	39,8915	3726,583	98,5827	3575,897	52,1032
44	1757,000	1522,761	234,2391	1816,372	59,3718	1666,755	90,2451
45	812,000	845,466	33,4665	762,804	49,1960	990,879	178,8790
46	301,000	604,926	303,9264	268,188	32,8125	424,343	123,3429
48	473,000	607,985	134,9851	456,309	16,6914	679,696	206,6964
50	3142,000	2997,411	144,5888	3128,769	13,2315	3066,683	75,3172
51	3088,000	3157,024	69,0241	3188,468	100,4682	3130,484	42,4835
53	5602,000	5762,774	160,7737	5658,571	56,5710	5666,058	64,0576
54	6701,000	6703,321	2,3208	6665,925	35,0754	6674,141	26,8587
56	4657,000	4614,161	42,8386	4742,790	85,7897	4576,181	80,8191
57	1937,000	2081,282	144,2822	1857,960	79,0401	1986,014	49,0137
58	1448,000	702,148	745,8517	1510,226	62,2262	1280,571	167,4287

Рисунок 2.24 - Аналіз погодинної похибки

Для розуміння величини похибки необхідно додати уточнюючу формулу, яка вирахає нам похибку у відсотках для кожної години. Після додавання такої формули з'явиться можливість проаналізувати погодинний прогноз нашої дослідної моделі, і виявити, в яких саме моментах відбувається найбільш хибний прогноз кількості генерованої енергії.

Можливості пз Statistica дозволяють порівняти, наскільки відрізняється похибка обраних нами найкращих моделей за кожну годину доби, і при очевидній перевазі однієї з них залишити ту, яка на думку дослідника буде більш доцільною для подальшого використання.

Predictions spreadsheet for Факт кВт. (модель1(без нічних годин).sta)										
Samples: Train										
Case name	Факт кВт. цільова Target	Факт кВт. - результат моделі2 2. MLP 11-4-1	Факт кВт. - похибка моделі2 2. MLP 11-4-1	Факт кВт. - результат моделі 18 18. MLP 11-7-1	Факт кВт. - похибка моделі 18 18. MLP 11-7-1	Факт кВт. - результат моделі 19 19. MLP 11-5-1	Факт кВт. - похибка моделі 19 19. MLP 11-5-1	Факт кВт. - результат моделі 2 % (=2*abs(1))	Похибка моделі 2 %	NewVar
1	342.000	396.823	4.8229	316.610	25.3902	470.875	128.8751	13.1061246	7.42404113	
2	1008.000	1246.716	238.7158	1005.947						
4	4356.000	4105.732	250.2683	2969.39						
5	4045.000	4309.423	264.4228	4417.42						
6	4915.000	5023.858	108.8584	4877.87						
8	4913.000	4762.010	150.9899	4740.42						
9	2973.000	3229.075	256.0746	3036.16						
10	1872.000	2364.902	492.9015	2039.11						
11	1688.000	1426.639	261.3610	1647.03						
12	1665.000	1330.640	334.3601	1291.42						
14	402.000	691.181	289.1813	522.03						
15	95.000	576.541	481.5411	344.66						
17	435.000	398.957	36.0427	271.11						
18	1146.000	1524.939	378.9385	1488.33						
19	3105.000	3007.060	97.9402	2890.20						
21	4709.000	4520.618	188.3819	4838.31						
22	4177.000	4705.044	528.0439	4072.36						
24	2036.000	2009.167	26.8334	2178.78						
25	1721.000	1030.903	690.0960	1712.53						
27	1278.000	691.905	586.0947	1367.58						
29	540.000	544.200	4.1996	383.02						
30	316.000	485.041	169.0412	291.43						
31	38.000	439.707	401.7070	210.95						
34	1207.000	375.276	831.7236	620.18						
36	1638.000	1548.592	10.5022	1993.38						
38	3014.000	3178.781	164.7812	3225.92						
39	3936.000	3331.564	604.4360	3893.51						
40	4589.000	4168.804	420.1955	4591.15						
41	6106.000	6164.877	58.8770	5884.84						
43	3628.000	3588.109	39.8915	3726.58						
44	1757.000	1522.761	234.2391	1816.37						
45	812.000	845.456	33.4565	792.80						
46	301.000	604.926	303.9264	268.188						
48	473.000	607.985	134.9851	456.309						
50	3142.000	2997.411	144.5888	3129.769						
51	3088.000	3157.024	69.0241	3188.468						
53	5602.000	5762.774	160.7737	5658.571						
54	6701.000	6703.321	2.3208	6663.926						
56	4657.000	4614.161	42.8386	4742.790						
57	1937.000	2081.262	144.2622	1857.960						
58	1448.000	792.148	745.8517	1510.226						

Рисунок 2.25 - Вікно вводу формули для розрахунку похибки у відсотках

Predictions spreadsheet for Факт кВт. (модель1(без нічних годин).sta)							
Samples: Train							
Case name	Факт кВт. Target	Факт кВт. - Output 18. MLP 11-9-1	Факт кВт. - Abs. Res. 18. MLP 11-9-1	Факт кВт. - Output 19. MLP 11-12-1	Факт кВт. - Abs. Res. 19. MLP 11-12-1	похибка мережі 18	похибка мережі 19
1	342.000	360.527	18.5274	390.875	48.8747	5.41738067	14.2908394
2	1008.000	1026.890	18.8900	1192.743	184.7433	1.87400677	18.3277115
4	4356.000	4351.288	4.7125	3863.190	492.8101	0.10818337	11.3133642
5	4045.000	4054.903	9.9028	4418.205	373.2050	0.24481572	9.22633004
6	4915.000	4907.970	7.0297	4954.065	39.0652	0.14302507	0.79481671
8	4913.000	4923.009	10.0090	4866.971	46.0286	0.20372492	0.93687403
9	2973.000	2942.101	30.8986	2997.943	24.9433	1.03930753	0.83899568
10	1872.000	1948.792	76.7915	2156.551	284.5509	4.10211256	15.200367
11	1688.000	139.4074	139.4074	1450.073	237.9270	8.25873114	14.0951991
12	1665.000	1202.1901	102.1901	1371.918	293.0822	6.13754334	17.6025339
14	402.000	136.8835	532.536	532.536	130.5355	34.0506124	32.4715195
15	95.000	36.3921	36.3921	414.079	319.0791	38.307502	335.872748
17	435.000	19.8773	19.8773	293.317	141.6833	4.56948878	32.5708626
18	1146.000	1108.068	37.9316	1378.062	232.0617	3.30990959	20.2497094
19	3105.000	15.3983	15.3983	2744.118	360.8817	0.49591912	11.6225982
21	4709.000	16.9952	16.9952	4704.583	4.4165	0.3609081	0.0937885
22	4177.000	17.0935	17.0935	4197.403	20.4029	0.40922815	0.48845748
24	2036.000	83.5313	83.5313	2206.937	170.9371	4.10271736	8.39573249
25	1721.000	137.7191	137.7191	1541.628	179.3718	8.00227182	10.4225317
27	1278.000	3.5274	3.5274	919.210	358.7897	0.27600994	28.0743082
29	540.000	28.9713	28.9713	164.868	375.1318	5.36504761	69.4688427
30	316.000	4.0210	4.0210	143.774	172.2262	1.27246444	54.5019481
31	38.000	175.8088	175.8088	138.002	100.0017	462.654712	263.162308
34	1207.000	7.9218	7.9218	820.393	386.6065	0.65632211	32.0303674
36	1638.000	3.0149	3.0149	1879.559	241.5586	0.18406055	14.7471643
38	3014.000	10.4215	10.4215	3310.976	296.9757	0.34576923	9.85320849
39	3936.000	14.6894	14.6894	3743.294	192.7061	0.37320665	4.89598743
40	4589.000	4.5701	4.5701	4669.653	80.6531	0.09958863	1.7575309
41	6106.000	7.3763	7.3763	6100.816	5.1836	0.12080435	0.08489391
43	3628.000	4.5410	4.5410	3686.274	58.2740	0.12516505	1.60623052
44	1757.000	0.8800	0.8800	1606.290	150.7101	0.05008707	8.5776946
45	812.000	12.7135	12.7135	792.599	19.4013	1.56569611	2.38932168
46	301.000	3.9564	3.9564	519.105	218.1051	1.31443102	72.4601524
48	473.000	26.7742	26.7742	333.906	139.0939	5.66050102	29.4067418
50	3142.000	9.3503	9.3503	3045.290	96.7100	0.29759003	3.07797702
51	3088.000	6.6166	6.6166	3219.863	131.8626	0.21426704	4.27016311
53	5602.000	12.4878	12.4878	5508.643	93.3573	0.22291706	1.66649881
54	6701.000	3.9948	3.9948	6704.375	3.3748	0.05961533	0.05036271
56	4657.000	3.7458	3.7458	4579.898	77.1017	0.08043325	1.65560951
57	1937.000	5.3852	5.3852	2134.503	197.5026	0.27801883	10.1963137
58	1448.000	15.5698	15.5698	752.621	695.3794	1.0752645	48.0234366
59	655.000	662.841	7.8406	895.109	240.1086	1.19704209	36.6578021

Рисунок 2.26 - Перевірка похибки у відсотках

Похибка двох кращих мереж становить 14 і 32 відсотки відповідно, що являється непоганим результатом при доступних апаратах, і кількості вхідних даних. Оскільки у нас відсутні дані про нічне споживання, це дещо зменшує точність побудованої моделі. В кінці створення моделі з'являється думка про необхідність створення додаткового апарату для уточнення даних, який би дозволив більш детально розглянути отримані прогнозні дані.

Predictions spreadsheet for Факт кВт. (модель 1(без нічних годин). sta)									
Samples: Train									
Case name	Факт кВт. Target	Факт кВт. - Output 18. MLP 11-9-1	Факт кВт. - Abs. Res. 18. MLP 11-9-1	Факт кВт. - Output 19. MLP 11-12-1	Факт кВт. - Abs. Res. 19. MLP 11-12-1	похибка мережі 18	похибка мережі 19		
1	342,000	360,527	18,5274	390,875	48,8747	5,41738067	14,2908394		
2	1008,000	1026,890	18,8900	1192,743	184,7433	1,87400677	18,3277115		
4	4356,000	4351,288	4,7125	3863,190	492,8101	0,10818337	11,3133642		
5	4045,000	4054,903	9,9028	4418,205	373,2050	0,24481572	9,22633004		
6	4915,000	4907,970	7,0297	4954,065	39,0652	0,14302507	0,79481671		
8	4913,000	4923,009	10,0000	4854,034	16,0000	0,00000000	0,00000000		
9	2973,000	2942,101	30,8989	2942,101	30,8989	0,00000000	0,00000000		
10	1872,000	1948,792	76,7920	1948,792	76,7920	0,00000000	0,00000000		
11	1688,000	1548,593	139,4070	1548,593	139,4070	0,00000000	0,00000000		
12	1665,000	1767,190	102,1900	1767,190	102,1900	0,00000000	0,00000000		
14	402,000	265,117	136,8830	265,117	136,8830	0,00000000	0,00000000		
15	95,000	131,392	36,3920	131,392	36,3920	0,00000000	0,00000000		
17	435,000	415,123	19,8770	415,123	19,8770	0,00000000	0,00000000		
18	1146,000	1108,068	37,9320	1108,068	37,9320	0,00000000	0,00000000		
19	3105,000	3120,398	15,3980	3120,398	15,3980	0,00000000	0,00000000		
21	4709,000	4692,005	17,0000	4692,005	17,0000	0,00000000	0,00000000		
22	4177,000	4194,093	17,0930	4194,093	17,0930	0,00000000	0,00000000		
24	2036,000	2119,531	83,5310	2119,531	83,5310	0,00000000	0,00000000		
25	1721,000	1583,281	137,7190	1583,281	137,7190	0,00000000	0,00000000		
27	1278,000	1274,473	3,5270	1274,473	3,5270	0,00000000	0,00000000		
29	540,000	511,029	28,9710	511,029	28,9710	0,00000000	0,00000000		
30	316,000	311,979	4,0210	311,979	4,0210	0,00000000	0,00000000		
31	38,000	213,809	175,8088	213,809	175,8088	0,00000000	0,00000000		
34	1207,000	1199,078	7,9218	1199,078	7,9218	0,00000000	0,00000000		
36	1638,000	1641,015	3,0149	1641,015	3,0149	0,00000000	0,00000000		
38	3014,000	3024,421	10,4215	3024,421	10,4215	0,00000000	0,00000000		
39	3936,000	3921,311	14,6894	3921,311	14,6894	0,00000000	0,00000000		
40	4589,000	4593,570	4,5701	4593,570	4,5701	0,00000000	0,00000000		
41	6106,000	6113,376	7,3763	6113,376	7,3763	0,00000000	0,00000000		
43	3628,000	3623,459	4,5410	3623,459	4,5410	0,00000000	0,00000000		
44	1757,000	1757,880	0,8800	1757,880	0,8800	0,00000000	0,00000000		
45	812,000	799,287	12,7135	799,287	12,7135	0,00000000	0,00000000		
46	301,000	304,956	3,9564	304,956	3,9564	0,00000000	0,00000000		
48	473,000	499,774	26,7742	499,774	26,7742	0,00000000	0,00000000		
50	3142,000	3132,650	9,3503	3132,650	9,3503	0,00000000	0,00000000		
51	3088,000	3094,617	6,6166	3094,617	6,6166	0,00000000	0,00000000		
53	5602,000	5589,512	12,4878	5589,512	12,4878	0,00000000	0,00000000		
54	6701,000	6697,005	3,9948	6697,005	3,9948	0,00000000	0,00000000		
56	4657,000	4660,746	3,7458	4660,746	3,7458	0,00000000	0,00000000		
57	1937,000	1942,385	5,3852	1942,385	5,3852	0,00000000	0,00000000		
58	1448,000	1432,430	15,5698	1432,430	15,5698	0,00000000	0,00000000		
59	655,000	662,841	7,8406	662,841	7,8406	0,00000000	0,00000000		

Рисунок 2.27 - Середня похибка обраних мереж

Висновок до розділу

В другому розділі проведено первинний аналіз даних. З'явилася необхідність більш детального аналізу даних, так як для побудови нейромережевої моделі необхідна якомога менша кількість даних.

За допомогою вбудованих можливостей, які доступні в ПЗ Statistica, проведено поглиблений аналіз даних і їх перевірка на нормальність розподілу за двома критеріями (за коефіцієнтом Колмогорова-Смирнова та за критерієм Шапіро-Вілкса).

Підведено підсумки поглибленого аналізу даних, та виділено основні впливаючі на генерацію погодні параметри, які згодом були використані для побудови простої нейромережевої моделі.

Показано, як саме проходить процес побудови нейронної мережі в ПЗ Statistica. Після побудови деякої кількості моделей було проведено їх аналіз і вибір моделей з найменшою похибкою по прогнозуванню. Під час аналізу мереж з'явилася ідея створити додатковий уточнюючий апарат.

ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГРАМНИХ АПАРАТІВ EXCEL ДЛЯ ДОДАТКОВОГО УТОЧНЕННЯ МОДЕЛІ

3.1 Застосування методу інтерполяції даних для додаткового уточнення моделі

Спробуємо зробити уточнюючий апарат для нашого прогнозу на базі можливостей ПЗ Excel. Даний пакет має низку апаратів для прогнозування які актуальні вже досить довгий час. Існують як прогнози за допомогою формул і ймовірностей, так і більш «графічний» метод на базі побудови лінії тренду. Для початку спробуємо спрогнозувати дані через метод інтерполяції.

Інтерполяція- спосіб знаходження проміжних значень величини за наявним дискретним набором відомих значень. Метою інтерполяції є побудова функції. $F(x)$, яка приймає в окремих точках значення, що збігаються з раніше заданими (в нашому випадку це будуть прогнозні дані нашої моделі).

Перенесемо прогноз на одну добу в таблицю і поряд покажемо, за яку годину був цей прогноз. Далі, у вільній колонці через функцію «ПРЕДСКАЗ» будемо формулу, в яку додаємо табличні дані.

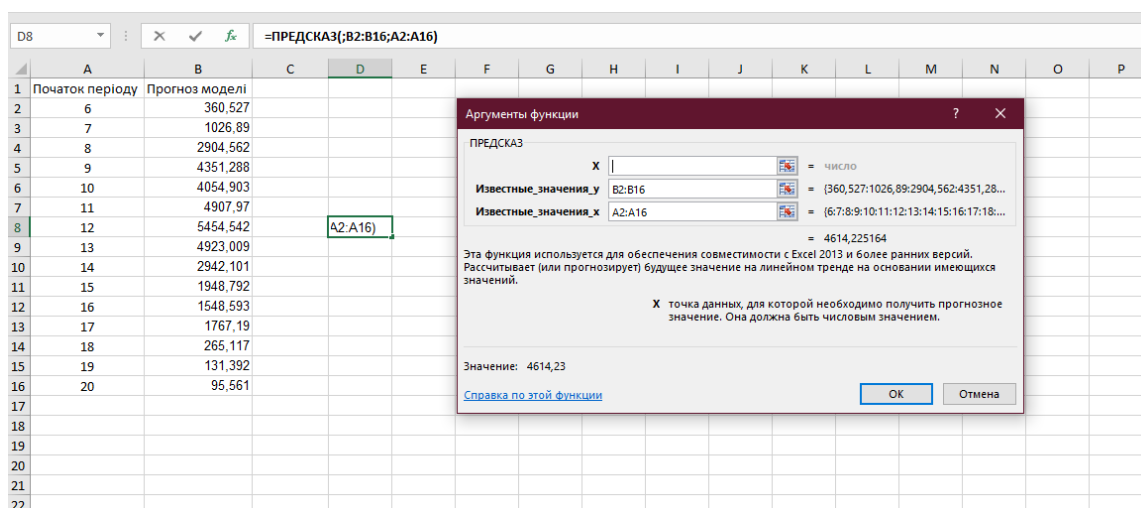


Рисунок 3.1 - Вікно роботи з інтерполяцією даних

В даному вікні вказуємо масив даних, по графі «x» години дня, по графі «у» - кількість генерованої енергії. В верхній рядок вписуємо годину дня за яку ми хочемо переглянути прогноз інтерполяції, і настикаємо «ок».

D8								
	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Початок періоду	Прогноз моделі						
2	6	360,527						
3	7	1026,89						
4	8	2904,562						
5	9	4351,288						
6	10	4054,903						
7	11	4907,97						
8	12	5454,542		2278,67				
9	13	4923,009						
10	14	2942,101						
11	15	1948,792						
12	16	1548,593						
13	17	1767,19						
14	18	265,117						
15	19	131,392						
16	20	95,561						
17								

Рисунок 3.2 - Результат прогнозування за допомогою інтерполяції

Як видно з рисунку, при спробі прогнозувати зміну даних за 14 годину інтерполяція допускає досить велику похибку. Для остаточної перевірки спробуємо провести інтерполяцію даних через побудову графіку залежності.



Рисунок 3.3 - Графік інтерполяції

Графік інтерполяції виходить досить прямолінійним, що виключає можливість навіть мінімально адекватного прогнозу, оскільки на початку роботи ми визначились з тим, що генерація енергії протягом доби на графіку має вигляд параболи. Отже даний метод уточнюючого прогнозування є не ефективним.

3.2 Застосування лінії тренду для більш точного прогнозування

Лінія тренду представляє собою апарат технічного аналізу, який використовується, для виявлення тенденцій зміни двох пов'язаних між собою величин. Лінії тренду є геометричним відображенням середніх значень аналізованих показників, отримане за допомогою будь-якої математичної функції.

Перевагою використання лінії тренду в ПЗ Excel є те, що дане ПЗ саме підбере для нас необхідну функцію, а за користувачем залишиться задача вибрати кількість періодів, на яку необхідно провести прогноз.

Вибір функції для побудови лінії тренду зазвичай визначається характером зміни даних у часі.

Для перевірки роботи апарату з уточнення скористаємося прогнозними даними, які були використані в минулому пункті. Побудуємо точкою діаграму. Далі, будуємо лінію тренду.

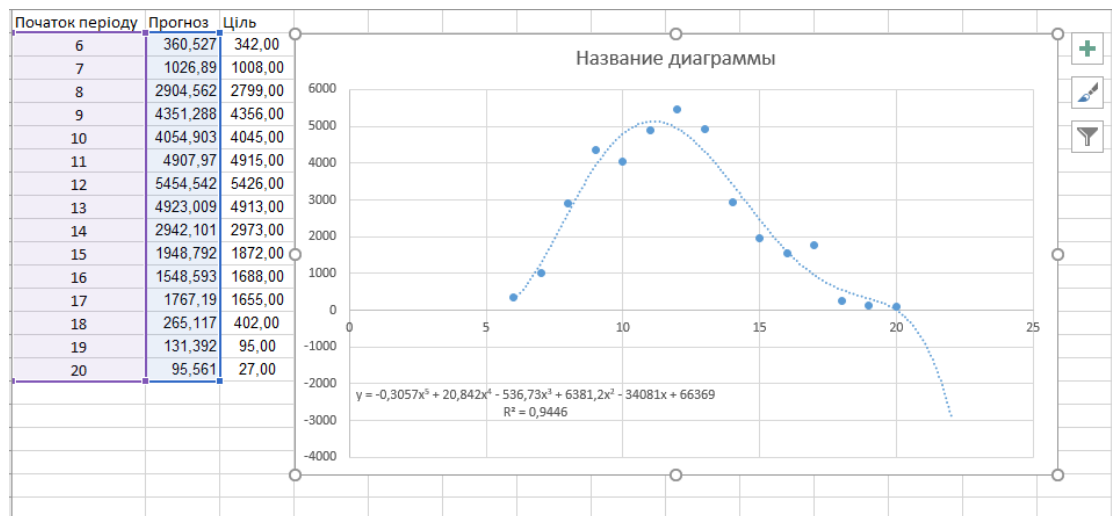


Рисунок 3.4 - Побудова лінії тренду

Оскільки прогнозовані дані змінюються на протязі дня на функції параболі, то найбільшу точність буде досягнуто при використанні поліномінальної лінії тренду, так як вона може мати найбільш схожий на параболу вигляд. Використання інших ліній тренду не доцільне, оскільки вони матимуть значну похибку.

Для перевірки точності рівняння, отриманого з лінії тренду використовується коефіцієнт «R», чим ближче він до 1 тим точніше рівняння описує тенденцію зміни даних.

Як видно з графіку, точність даного рівняння рівняється $R=0,9446$ що являється гарним результатом, а отже рівняння лінії тренду добре повторює тенденцію генерації енергії протягом дня.

Користуючись рівнянням, будуюмо через формулу систему напівавтоматизованої зміни даних, яка буде мати наступний вигляд:

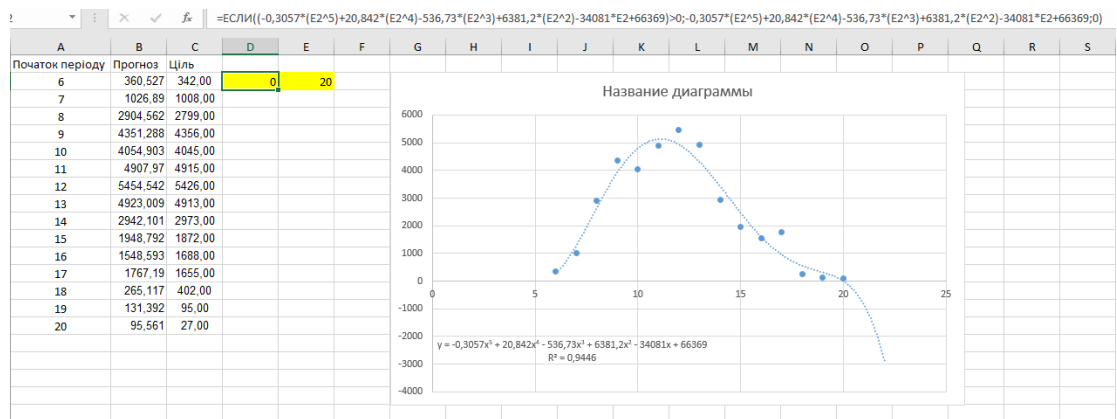


Рисунок 3.5 - Загальний вигляд лінії тренду

Підставивши рівняння, ми отримуємо найпростішу систему, яка дозволяє підставивши замість нуля бажану годину, побачити як саме змінюється тенденція генерації енергії. Перевагою цього апарату є те, що в ньому можливо побачити дані не лише на початку прогнозу, а й в середині години. Недоліком може являтися те, що лінія тренду спирається лише на ті дані, на яких вона побудована, і для будь-якого прогнозування на періоди вперед чи назад цей метод не підходить.

Висновок до розділу.

В третьому розділі показано процес створення уточнюючого апарату на основі напівавтоматизованої заміни даних. Спочатку за основу було взято метод інтерполяції даних, при використанні апаратів і засобів, доступних в ПЗ Excel. В

результатах дослідів з'ясувалось, що даний метод абсолютно не підходить для прогнозування через свою лінійну залежність вхідних даних.

Для більш точного прогнозу біло використано метод побудови лінії тренду. Даний метод виявився досить точним для уточнення на коротші періоди часу, таких як кожні пів години, але для прогнозування на періоди вперед він не підходить.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						44
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ

В першому розділі було розглянуто основні існуючі на теперішній час способи прогнозування генерації на ФЕС. Проаналізовано усі суттєві переваги і недоліки кожного з них.

Проведено аналіз впливу погодних умов на генерацію електроенергії ФЕС. Виявлено пряму залежність між погодними параметрами та генерацією і обрано відкритий ресурс, з якого будуть отримані архівні погодні параметри для подальшого аналізу.

Проаналізовано можливості нейронних мереж і можливість їхнього застосування для розробки програмного апарату для прогнозування генерації.

В другому розділі проведено первинний аналіз даних. З'явилася необхідність більш детального аналізу даних, так як для побудови нейромережевої моделі необхідна якомога менша кількість даних.

За допомогою вбудованих можливостей, які доступні в ПЗ Statistica, проведено поглиблений аналіз даних і їх перевірка на нормальність розподілу за двома критеріями (за коефіцієнтом Колмогорова-Смирнова та за критерієм Шاپіро-Вілкса).

Підведено підсумки поглибленого аналізу даних, та виділено основні впливаючі на генерацію погодні параметри, які згодом були використані для побудови простої нейромережевої моделі.

Показано, як саме проходить процес побудови нейронної мережі в ПЗ Statistica. Після побудови деякої кількості моделей було проведено їх аналіз і вибір моделей з найменшою похибкою по прогнозуванню. Під час аналізу мереж з'явилася ідея створити додатковий уточнюючий апарат.

В третьому розділі показано процес створення уточнюючого апарату на основі напівавтоматизованої заміни даних. Спочатку за основу було взято метод інтерполяції даних, при використанні апаратів і засобів, доступних в ПЗ Excel. В результатах дослідів з'ясувалось, що даний метод абсолютно не підходить для прогнозування через свою лінійну залежність вхідних даних.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						45
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Для більш точного прогнозу біло використано метод побудови лінії тренду. Даний метод виявився досить точним для уточнення на коротші періоди часу, таких як кожні пів години, але для прогнозування на періоди вперед він не підходить.

Проведені в роботі досліді можливо використовувати в якості алгоритму розробки імітаційної моделі прогнозу кількості генерованої на ФЕС енергії.

В майбутньому рекомендовано прив'язати розроблену модель до зовнішнього ПЗ, яке буде виводити результати прогнозування моделі у більш зручному інтерфейсі для користувача. Також можливе систематизування створення простих нейронних мереж на основі короткого періоду часу, такого як одного тижня, і використання таких мереж для прогнозу на наступні декілька днів, а потім заміна моделі, яка ґрунтується на більш «свіжих» погодних даних.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						46
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Андерсон Б. Солнечная энергия. – М. – Стройиздат, 1982. – 374 с.
2. Даффи У.Дж., Бекман У.А. Тепловые процессы с использованием солнечной энергии / Под ред. Ю.Н. Малевского – М., 1977. – 413 с.
3. Кудря С.О. Нетрадиційні та відновлювані джерела енергії / Кудря С. О. – Підручник. – Київ: Національний технічний університет України («КПІ»), 2012. – 495 с.
4. Мхитарян Н.М. Энергетика нетрадиционных и возобновляемых источников. К., Наукова думка, 1999. – 314 с.
5. Энергетика: история, настоящее и будущее. Т. I. От огня и воды к электричеству. – Киев, 2005. – 304 с.
6. Закон України Про ринок електричної енергії - <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19#Text>
7. В.Є. Бахрушин Методи аналізу даних Навчальний посібник Запоріжжя Класичний приватний університет 2011
8. Лежнюк П. Д. , Комар В. О. , Кравчук С. В. , Дідіченко Є. С. Аналіз метеопараметрів для погодинного прогнозування виробітку електроенергії фотовольтаїчними електростанціями на добу наперед Вінницький національний технічний університет
9. П. Д. Лежнюк С. В. Кравчук А. С. Кульматицька Прогнозування генерування фотоелектричних станцій на добу наперед Вінницький національний технічний університет
10. Відновлювані джерела енергії Монографія За загальною редакцією Кудрі С.О. Національна академія наук України інститут відновлюваної енергетики київ-2020
11. Прогнозування вироблення сонячної електроенергії за допомогою нейронних мереж Шифр: «ВДЕ» 2019
12. Прогнозування генерування фотоелектричних станцій на добу наперед Шифр: «ВДЕ» 2019

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		47

13. Лежнюк П.Д. Бартецький А.А. Бартецька І.А. Оптимізація роботи фотоелектричних станцій для забезпечення балансової стійкості енергосистеми
14. Архів погодних даних - <https://toolkit.solcast.com.au/live-forecast>
15. Саймон Хайкин Нейронные сети Полный курс Второе издание Университет McMaster Гамильтон, Онтарио, Канада, издание Киев 2006
16. Опис можливостей і посібник користувача в пз Statistica від компанії Star Soft- <http://statsoft.ru/home/textbook/default.htm>
17. Методичні вказівки до виконання дипломних проектів та робіт / уклад.: Д.О. Босий, В.О. Дьяков, В.О. Гарбінець, О.А. Данилов; Дніпропетр. нац. ун-т залізн. трансп. ім. акад. В. Лазаряна. – Д.: Вид-во Дніпропетр. нац. ун-ту залізн. трансп. ім. акад. В. Лазаряна, 2021.

					02.15.ЕС2021.РД.2021-ПЗ	Арк.
						48
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		