

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ДНІПРОВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

КАРПЕНКО ОЛЕГ ВІКТОРОВИЧ

УДК 681.533.5

ДИСЕРТАЦІЯ
СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ З
СИСТЕМОЮ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ
РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ПРОГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

05.13.07 – автоматизація процесів керування

05 Технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів, текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело



О.В. Карпенко

Науковий керівник:
Ткачов Віктор Васильович,
доктор технічних наук, професор.

Дніпро – 2024

АНОТАЦІЯ

Карпенко О.В. Система моніторингу фотоелектричних станцій з системою інтелектуальної підтримки прийняття рішень на основі прогностичних моделей. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.07 «Автоматизація процесів керування» (05 – технічні науки). – Виконана в Національному технічному університеті «Дніпровська політехніка» МОН України, Дніпро, захист у Національній технічній університет «Дніпровська політехніка» МОН України, Дніпро, 2024.

Дисертація спрямована на вирішення актуальної науково–технічної задачі підтримки необхідних умов збалансованого функціонування енергосистеми та енергоринку шляхом інтеграції відповідних методів моделювання та прогнозування часових рядів виробітку фотоелектричної енергії мережевими фотоелектричними станціями з керуючими та інформаційно–вимірювальними системами, які забезпечують моніторинг всієї необхідної для цього інформації.

В роботі проаналізовано особливості системи управління фотоелектричними процесами, які вимагають інтелектуальної підтримки прийняття рішень на основі прогностичних моделей, а також процес фотоелектричного перетворення сонячної енергії у якості об'єкту автоматичного прогнозування.

За результатами цього аналізу прийнято рішення відносно побудови структури моделі за екзогенним типом, який враховує як ретроспективні дані, так і одночасний з цими даними вектор параметрів, які впливають на рівень генерації. До цих параметрів відносяться метеорологічні дані та дані, що характеризують у часовій послідовності положення сонця на небосхилі відносно позиції геолокації фотогальванічної станції. Обчислювач екзогенної моделі базується на математичному опису фотогальванічного процесу. При цьому для побудови цього математичного опису використано гібридний

підхід. Згідно цього підходу прогностична модель включає два функціональних блоки: блок аналітичного прогнозування та блок статистичного прогнозування з використанням методів машинного навчання. Блок аналітичного прогнозування для кожної години кожного дня і місяця року в залежності від положення сонця обчислює величину енергії сонячного випромінювання, яке досягає панелей фотоелектричної станції за ідеальних умов безхмарного неба. Блок статистичного прогнозування обчислює з урахуванням прогнозованого стану атмосфери прогнозований щогодинний виробіток електричної енергії фотоелектричною станцією.

Розглянуто існуючі підходи до побудови блоків прогностичної моделі.

Відзначено, що головним недоліком розглянутих підходів до побудови блоку статистичного прогнозування являється відсутність в них ефективного механізму захисту результатів прогнозування від помилкових ознак метеорологічного стану довкілля у ретроспективних базах даних, які використовуються для машинного навчання моделей. За наявності таких помилкових ознак модель навчається некоректно, що призводить до значних відхилень прогнозу від факту у подальшому, навіть при якісних, безпомилкових метеорологічних прогнозах на прогнозовану годину.

Запропоновано для подолання цього недоліку побудувати таку структуру моделі, яка б за допомогою зворотного (рефлексивного) математичного перетворення (що означає на фізичному рівні використання фотогальванічних модулів у якості датчиків рівня сонячного випромінювання) могла автоматично коректувати вибірккові ретроспективні метеорологічні дані згідно функціональному зв'язку між ними та іншими даними і фактичним рівнем виробітку електроенергії.

Відзначено, що цій задачі найбільш відповідає поліноміальна прогностична модель, побудована за методом найменших квадратів, де залежність рівня генерації станції від факторів, що впливають одержується за результатами машинного навчання у вигляді поліному, тобто у аналітичному вигляді. Це дає можливість одержати у явному вигляді функції впливу

метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії та застосувати у відношенні перетворень поліноміальної моделі існуючий математичний апарат. Побудову моделі в даній роботі виконано, спираючись на запропоновану гіпотезу факторизації функції впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії. Згідно цієї гіпотези загальна функція впливу може бути представлена у вигляді добутку часткових функцій впливу, кожна з яких враховує вплив лише одного з факторів. Цю гіпотезу було підтверджено в роботі методом кореляційного аналізу процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії на діючих мережевих фотоелектричних станціях з використанням в якості критерія коефіцієнта детермінації Пірсона.

Для зменшення негативного впливу помилкових ознак метеорологічного стану довкілля у ретроспективних базах даних розроблено процедуру машинного навчання прогностичної моделі, яка базується на запропонованих автором: децимації навчальної послідовності шляхом видалення неправдоподібних даних, методі рефлексивного навчання та методі, який одержав назву k – друзів однокласників, скорочено – k -FC (k -friends classmates) – метод. Головна відмінність запропонованого методу від відомого методу « k – найближчих сусідів» у тому, що при визначенні міри близькості ретроспективних даних та даних, що характеризують прогнозований момент часу, в запропонованому методі враховується додатковий фактор, який характеризує якість ретроспективних даних. Ця незначна в математичному відношенні модифікація методу « k – найближчих сусідів» кардинально змінює у системному відношенні як процес прогнозування, так і його результати. Перенесення результатів прогнозування по петлі зворотного зв'язку з виходу моделі на її вхід і використання цих результатів для корекції прогнозу робить процес прогнозу ітеративним, що у поєднанні з відбором даних для навчання, що відповідають найбільш точним прогнозам, створює тенденції отримання прогнозів вироблення електроенергії, найменш спотворених помилками метеопрогнозу.

Спираючись на велику низку, проведених на даний час досліджень, згідно яких найбільш ефективні результати погодинного прогнозу на день наперед досягаються при використанні ансамблевих методів прогнозування, а також для можливості реалізації запропонованих методів навчання, прогностична модель в даній роботі побудована за ансамблевим методом.

Запропоновано новий принцип побудови прогностичного ансамблю, за яким послідовно збільшується та зменшується кількість моделей, з яких спочатку складається ансамбль. Ці моделі змішуються в ансамблі. Результати змішування і ті, з яких складається ансамбль порівнюються і з них відбираються найкращі за критерієм мінімальної середньої абсолютної помилки прогнозу. Цей процес продовжується, доки не буде побудовано остаточний ансамбль.

Розроблену прогностичну модель було втілено до моніторингових систем щогодинного прогнозування виробітку електричної енергії «на добу наперед» на діючих мережевих фотоелектричних станціях. Результати експериментальних досліджень моделі вказують на те, що незалежно від ступеню прогностичного поліному зберігається загальна тенденція часткових впливів. При цьому, найбільш впливовими являються рівень хмарності та вологості. Проведений за результатами експериментів аналіз часткових функцій впливу виявив наявність функціонального зв'язку між значеннями факторів, що впливають, величинами їх похибок та пов'язаних з ними похибками прогнозів. Цей результат означає можливість заздалегідь оцінювати точність наступних прогнозувань, спираючись на дані метеорологічного прогнозу.

При дослідженні експериментальних систем прогностичного моніторингу було відзначено появу суттєвої додаткової похибки прогнозів при надкритичному (більш ніж 25° C) підвищенні температури фотогальванічних модулів. Ця похибка з'являється тоді, коли прогностична модель не враховує ефект термічного зниження потужності виробленої фотогальванічним модулем електричної енергії. Для дослідження цього ефекту була побудована

імітаційна модель у середовищі MATLAB Simulink Online. За результатами дослідження залежності ефекту термічного зниження потужності фотогальванічного модуля від вхідних даних прогностичної моделі виявлено домінуючий над температурою повітря вплив швидкості вітру. При цьому, вже при швидкості вітру до 2м/с постійна часу нагріву модуля знижується настільки, що усереднена на годині температура модуля може бути обчислена за умови його теплової рівноваги з навколишньою середою. За результатами цих досліджень до складу прогностичної моделі було введено додатковий програмний модуль, який враховує ефект термічного зниження потужності електричної енергії, яка виробляється фотогальванічним модулем.

Результати досліджень експериментальних прогностичних моделей свідчать про перевагу ансамблевого методу з використанням k-FC – методу, а також рефлексивного навчання і змішуванням прогнозів в ансамблі. Використання запропонованих методів дозволяє знизити абсолютну середню помилку прогнозів на 5–7%.

За результатами проведених досліджень розроблено типовий проект системи прогностичного моніторингу процесів фотоелектричного перетворення сонячної енергії мережевою станцією, що включена до балансуєчої групи Гарантованого покупця з автоматичною регулярною передачею прогнозованої інформації на фотоелектричну станцію, платформу Гарантованого покупця, та НЕК УКРЕНЕРГО. Розроблено уніфіковане програмне забезпечення систем прогностичного моніторингу. Ці системи втілено у різних регіонах України на 40 мережевих фотоелектричних станціях загальною потужністю 56мВт. За результатами аналізу досвіду промислової експлуатації розробленої кіберфізичної системи інтегрованого моніторингу виявлено, що її точність перевищує точність ряду інших систем, які функціонують у складі групи державного підприємства «Гарантованого покупця», що відповідає вимогам до оптимальності рішень щодо керування режимами генерації/споживання контрольованих об'єктів енергосистеми та операціями на енергоринку.

Ключові слова: фотоелектрична станція, енергія Сонця, сонячна інсоляція, метеорологічні фактори, система моніторингового прогнозування, прогностична модель, екзогенна модель, поліноміальна модель, машинне навчання, навчальна послідовність, рефлексивне навчання, ансамбль, абсолютна середня помилка прогнозу, факторизація, кореляційний аналіз, імітаційна модель.

ABSTRACT

Karpenko, O.V. The system for monitoring photovoltaic stations with intelligent decision support system based upon prognostic models – Qualifying scientific work. Manuscript.

Thesis for a Candidate's Degree of Technical Sciences by specialty 05.13.07 – «Automation of control processes» (05 – technical sciences). – Completed a thesis at Dnipro University of Technology of MES of Ukraine, present a thesis at Dnipro University of Technology of MES of Ukraine, Dnipro, 2024.

The thesis deals with solution of the actual scientific and technical problem to maintain the required conditions of the balance operation by energy network and energy market through integration of adequate simulation methods and temporal series of photovoltaic energy generation, using photovoltaic stations with controlling and information and measurement systems monitoring all the necessary information.

The thesis has analyzed features of the system, controlling photovoltaic processes, involving intelligent support to make decisions based upon prognostic models, and the process of photovoltaic conversion of solar energy as an object of the automated predicting.

The analysis results have helped make the decision concerning the development of exogenous model taking into consideration both retrospective data and simultaneous with the data vector of parameters influencing the generation level. Meteorological data as well as data characterizing timely the sun position in

the sky relative to geolocation of the photovoltaic station are among the parameters. The exogenous model predictor is based upon mathematical description of the photovoltaic process. In this regard, the mathematical description development has involved a hybrid approach. According to the approach, the prognostic model includes the two functional blocks: analytical predicting block and statistical predicting block with the use of machine learning methods. The analytical predicting block calculates the value of solar radiation energy, achieving photovoltaic station panels if the sky is cloudless, for each hour of each day and a year month depending upon the sun position. The statistical predicting block calculates the predicted hourly electric energy generation by the photovoltaic station taking into consideration the predicted atmospheric state.

Available approaches have been considered as for the development of a prognostic model blocks.

It has been mentioned that lack of efficient mechanism, protecting predicting results from false signs of the meteorological state of the environment in the retrospective databases used for machine learning models, is the key disadvantage of the considered approaches to develop such a statistical predicting block. Due to the false signs, a model is learnt incorrectly which results in significant future deviations of the forecast from reality even if meteorological forecasts at the predicted hour are qualitative and unmistakable.

To overcome the drawback, it is proposed to develop such a model structure, which would apply reverse (reflexive) mathematical transformation (i.e. physical use of photovoltaic modules as solar radiation sensors) for automatic correction of selective retrospective meteorological data in accordance with functional relation between them, other data, and actual level of electric energy generation.

It has been noted that polynomial prognostic model, developed using the least square method where dependence of the generation station capacity upon influencing factors is obtained through the machine learning results in the form of a polynom (i.e. analytically) matches the problem most of all. Hence, it becomes possible to derive in an explicit-form influence functions of meteorological factors

on the level of photovoltaic energy generation and use the available mathematical apparatus relative to the polynomial model transformations. The model in the work has been developed relying upon the proposed hypothesis to factorize influence function of meteorological factors on the generated photovoltaic energy level. According to the hypothesis, the general influence function can be represented in the form of product of partial influence functions which of them takes into consideration the influence of one of the factors. The hypothesis has been supported in the work through a method of correlation analysis of photovoltaic transformation of the solar energy at the operating network photovoltaic stations using Pearson coefficient of determination as the criterion.

To mitigate negative influence by false signs of meteorological environmental state within the retrospective databases, a machine learning procedure for the prognostic model has been developed. The procedure is based on the following developed by the author: decimation approach of the learning sequence through removal of false data; reflective learning approach; and an approach called k -friends classmates (k -FC). The key distinction of the proposed approach from the known k -nearest neighbour method is that while defining the degree of nearness between retrospective data and data characterizing the predicting time moment, the proposed approach takes into consideration additional factor describing quality of the retrospective data. The insignificant from the viewpoint of mathematics modification of the k -nearest neighbour method changes cardinally both the predicting process and its results in a systemic way. Transfer of the predicting results through the feedback loop from the model output to its input and the use of the results to correct the prediction makes the process iterative. Combined with selection of learning data, corresponding to the most accurate forecasts, it creates tendencies to obtain energy generation predictions the least distorted by weather forecast errors.

Relying upon numerous studies, carried out lately, according to which the most efficient results of hourly day-ahead forecast are achieved while using ensemble-predicting methods as well as for the proposed learning method

implementing, the represented forecasting model has been developed in accordance with the ensemble method.

A new idea has been proposed to develop the predicted ensemble in terms of which the number of models, being initial components of the ensemble, increases or decreases successively. The models mix within the ensemble. The mixing results as well as those, being components of the ensemble, are compared to select the best ones from the viewpoint of a criterion of the minimum average absolute forecast error. The process continues until the final ensemble is generated.

The developed prognostic model has been implemented in the context of monitoring systems of an hourly day-ahead electric energy generation at operating network photovoltaic stations. Results of the model experiments denote that despite the prognostic polynomial degree, the general tendency of partial influence is maintained. In this regard, cloudiness and moisture remain the most influential. Analysis of partial influence functions, performed after results of the experiments, demonstrated functional connection between values of influence factors, their error amount, and forecast errors depending upon them. The result means the possibility to assess early accuracy of following predictions relying upon meteorological forecast data.

Study of experimental system of the prognostic monitoring has shown significant additional forecast error under the supercritical (i.e. under more than 250C) rise in temperature of photovoltaic modules. The error initiates if the prognostic model cannot take into consideration the effect of thermal reduction of the power produced by the photovoltaic module of electric energy. To analyze the effect, a simulation model has been developed in the MATLAB Simulink Online environment. According to the study of the effect of thermal decrease in photovoltaic module capacity depending upon the input data of the prognostic model, influence by wind velocity, dominating over air temperature, has been identified. In this regard, if wind velocity is up to 2m/s, a constant of the module heating decreases so much so that the average hourly module temperature can be calculated in terms of its thermal balance with the environment. Relying upon the

research result, the prognostic model was added by an extra program module taking into consideration the effect of thermal decrease in capacity of the electric energy generated by the photovoltaic module.

The findings of experimental prognostic models support the advantage of an ensemble method involving k-FC approach as well as reflexive learning and mix of the forecasts within the ensemble. Use of the proposed methods helps decrease absolute average forecast error by 5–7%.

The research results have made it possible to develop the standard design of prognostic monitoring of the processes for the solar energy transformation by a network station included to a balancing group of SC Guaranteed Buyer with the automated regular prognostic data transfer to a photovoltaic station, and NPC Ukrenergo. Standardized software has been developed for the prognostic monitoring systems. The systems have been implemented in different Ukrainian regions at 40 network photovoltaic stations with the total capacity of 56MW. Analysis of practices of industrial operation of the developed cyberphysical system of the integrated monitoring has helped identify that it is more accurate to compare with accuracy of other systems operating as part of SC Guaranteed Buyer group which corresponds to requirements for the best decisions as for management of generation/consumption modes of the controlled power system objects and operations in the energy market.

Keywords: photovoltaic station, solar energy, solar insolation, meteorological factors, monitoring forecasting system, forecasting model, exogenous model, polynomial model, machine learning, training sequence, reflective learning, ensemble, mean absolute forecast error, factorization, correlation analysis, simulation model.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Публікації у періодичних міжнародних виданнях, які індексуються у наукометричній базі Scopus

1. Alexandr Zaslavskiy and Oleh Karpenko, Prognostic Model of a Photovoltaic Power Plant, Lecture Notes in Networks and Systems, Springer, Cham 2022. Vol. 344, pp. 91–103. https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_7

2. Karpenko, O., Zaslavskiy, A., Tkachev, V. On the Issue of Reducing the Negative Impact of Erroneous Data in the Training Sequence of a Predictive Model. Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, 2024. vol 1091, pp 367-376 Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67348-1_27

Публікації у періодичних фахових виданнях України

3. О.М. Заславський, О.В. Карпенко, С.М. Проценко, В.В. Ткачов, Принципи побудови технічних засобів моніторингу енергетичних та матеріальних потоків. *Науково–технічний збірник «Гірнича електромеханіка та автоматика»*. 2019 №102, с. 37–42.

https://gea.nmu.org.ua/ua/ntz/archive/102/102_7.pdf

4. О.М. Заславський, В.В. Ткачов, С.М. Проценко, О.В. Карпенко, Принципи побудови програмних засобів моніторингу неелектричних енергетичних та матеріальних потоків. *Енергозбереження та енергоефективність*. 2020. №103, с. 115–120.

<https://journals.politehnica.dp.ua/index.php/eis/article/view/352/312>

5. О.В. Карпенко, О.М. Заславський, Прогностична модель фотоелектричної станції з урахуванням термічного зниження потужності фотоелектричних модулів. – ISSN 1997–9266. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2024. №2, с. 47–52.

<https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article/view/3009/2785>

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

6. Заславський О.М, Карпенко О.В, Проценко С.Н., Ткачов В.В. Автоматизований комплекс моніторингу енергоносіїв на Дніпровському коксохімічному заводі. *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні імені професора Михальова О.І.*: – матеріали Міжнар. наук.–техн. конф. Національна металургійна академія України, ІВК «Системні технології», 2020, с. 321 – 324.

<https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/itmm/article/view/306/216>.

7. Zaslavskiy Alexandr, Karpenko Oleh, Prognostic model of a photovoltaic power plant. – *Математичне та імітаційне моделювання систем. МОДС 2021*: матеріали Міжнар. наук.–техн. конф. – Чернігів: НУ «Чернігівська політехніка», с. 61 – 64.

<http://ir.stu.cn.ua/bitstream/handle/123456789/23388/%d0%9c%d0%9e%d0%94%d0%a1%202021V.5%2020.08.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	17
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1 ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ТА ВИБІР НАПРЯМКІВ	
ДОСЛІДЖЕНЬ.....	27
1.1 Характерні особливості системи управління електроенергетичними процесами, які вимагають інтелектуальної підтримки прийняття рішень на основі прогностичних моделей.....	27
1.2 Процес фотоелектричного перетворення сонячної енергії як об'єкт автоматичного прогнозування.....	30
1.3 Підхід до побудови математичної моделі модуля аналітичних розрахунків	33
1.4 Аналіз підходів до побудови прогностичної моделі процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії	36
1.4.1 Огляд основних принципів побудови прогностичних моделей фотоелектричних станцій.....	36
1.4.2 Ендогенні прогностичні моделі фотогальванічних станцій.....	39
1.4.3 Екзогенні моделі.....	41
1.5 Висновки та постановка завдання дослідження	47
РОЗДІЛ 2 ПОБУДУВАННЯ ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ	
СИСТЕМ ІНТЕГРОВАНОГО МОНІТОРИНГУ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ	
ПРОЦЕСІВ	50
2.1 Поліноміальна прогностична модель фотогальванічного процесу виробітку електричної енергії.....	50
2.2 Розробка методів зменшення залежності результатів навчання прогностичної моделі від похибок метеорологічних прогнозів	57
2.2.1 Розробка методу децимації навчальної послідовності шляхом видалення неправдоподібних даних (довірчий прогноз).....	58
2.2.2 Розробка методу рефлексивного навчання прогностичної моделі.....	59

2.3	Побудова ансамблевої прогностичної моделі.....	62
2.3.1	Кумулятивний ансамбль прогностичних моделей	63
2.3.2	Розширення ансамблю прогностичних моделей	65
2.4	Висновки до розділу 2	71
РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОЦЕСІВ		
ФОТОГАЛЬВАНІЧНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ СОНЯЧНОЇ ЕНЕРГІЇ		73
3.1	Аналіз вхідних метеорологічних даних та дослідження їх впливу на процес фотогальванічного перетворення сонячної енергії	73
3.1.1	Перевірка гіпотези факторизації функції впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку електроенергії фотогальванічною станцією	73
3.1.2	Дослідження часткових функцій впливу.....	77
3.2	Імітаційне моделювання та аналіз впливу температури навколишнього середовища на роботу фотогальванічної станції	82
3.3	Порівняльний аналіз методів прогнозування щогодинного виробітку електроенергії фотогальванічною станцією на день наперед	91
3.4	Висновки до розділу 3	93
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ		
МОНІТОРИНГУ І ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ ПЕРЕТВОРЕННЯ		
ЕНЕРГІЇ СОНЦЯ В ЕЛЕКТРИЧНУ ЕНЕРГІЮ НА ОСНОВІ		
ПРОГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ.....		95
4.1	Основні системотехнічні рішення побудови системи моніторингу та прогнозування мережі фотогальванічних станцій.....	95
4.2	Структура та архітектура програмного комплексу системи прогнозування щогодинного виробітку фотогальванічної електричної енергії на день наперед.....	103
4.3	Оцінка та аналіз результатів прогнозування щогодинного виробітку електричної енергії на день наперед для мережевих фотогальванічних станцій	110
4.4	Висновки до розділу 4	113
ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ		115

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... 118
ДОДАТКИ..... 125

Перелік умовних позначень

ФЕС	–	Фотоелектрична станція
ФЕМ	–	Фотоелектричний модуль
ВДЕ	–	Відновлювальні джерела енергії
СКО	–	Система керування обмеженнями
РДН	–	Ринок «на добу наперед»
ВДР	–	Внутрішньодобовий ринок
НЕК	–	Національна енергетична компанія
НКРЕКП	–	Національна комісія, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг
ГП	–	Гарантований покупець
БГ	–	Балансуюча група
ДП	–	Державне підприємство
УППД	–	Уніфікований протокол передачі даних комерційного обліку

ВСТУП

Актуальність теми. Створення інноваційних інтелектуальних систем управління процесами виробітку, розподілення та споживання енергоносіїв являє собою життєве – необхідну задачу, як для окремих об'єктів, так і для економіки країни в цілому. Вирішення таких актуальних задач як зниження енергетичних втрат, забезпечення енергонезалежності, створення необхідних умов функціонування енергоринку, потребує інтеграції відповідних методів моделювання та прогнозування часових рядів виробітку і споживання різних видів енергії з інформаційно–вимірювальними системами, які забезпечують моніторинг всієї необхідної для цього інформації. Такі інтегровані системи енергетичного моніторингу являють собою технічний фундамент автоматизованих систем енергетичного менеджменту з використанням методів машинного навчання та штучного інтелекту.

Сучасний етап розвитку світової енергетики характеризується інтенсивним зростанням кількості та потужності фотоелектричних станцій (ФЕС). Темпи їхнього розвитку з 2016 року перевищують темпи розвитку вугільних електростанцій. Будучи об'єктом купівлі/продажу на енергетичному ринку, фотоелектрична енергія має бути передбачуваною щодо обсягів її вироблення. Точність такого прогнозу обумовлена необхідністю балансування енергоринку та регламентується його правилами. У ряді країн, у тому числі і в Україні, енергоринок вимагає від виробників фотоелектричної енергії погодинні прогнози на добу наперед, накладаючи штрафи за небаланс між прогнозованою та фактично виробленою електроенергією. Величина такого штрафу для деяких сонячних електростанцій досягає 10% і більше вартості виробленої електроенергії. При цьому вироблення електроенергії фотоелектричними станціями безпосередньо пов'язане із змінами погоди, які повинні враховуватися прогностичною моделлю, залежить від часу доби і схильна до суттєвих сезонних змін. Такий нерівномірний, залежний від випадкових обставин режим роботи відновлювальних джерел енергії (ВДЕ)

негативно впливає на роботу енергосистеми і тому потребує додаткового регулювання. Цю функцію реалізує у складі диспетчерської системи Національної енергетичної компанії (НЕК) Укренерго система керування обмеженнями (СКО). Ця система видає команди генеруючим одиницям на обмеження виробітку електроенергії. Вибір об'єктів, рівнів та часу обмежень на рівні диспетчера НЕК Укренерго здійснюється з урахуванням прогнозів виробітку електроенергії всіма електростанціями (в тому числі – фотоелектричними). З іншого боку, на локальній ФЕС прогноз виробітку електроенергії враховується оператором станції при керуванні її режимами роботи. Таким чином, система прогнозування виробітку електроенергії ФЕС являє собою підсистему інтелектуальної підтримки прийняття рішень на всіх рівнях системи управління процесами перетворення сонячної енергії. В системі енергоринку купівля/продаж електроенергії здійснюється за погодинними прогнозами «на день наперед». На рівні диспетчера енергосистеми за цими прогнозами приймаються рішення про обмеження виробітку електроенергії з метою підтримки сталої роботи енергосистеми. Оператор локальної мережевої ФЕС, отримавши прогноз, який за поточними ознаками буде нижчим за фактичний виробіток, вирішує задачу відносно доцільності зменшення виробітку до рівня прогнозу, якщо ціна такого зменшення буде нижчою ніж штраф за небаланс. Від всіх цих рішень, підтриманих системою прогностичного моніторингу, залежить як стабільність роботи енергосистеми і локальної ФЕС, так і їх економічні показники.

Впровадження прогностичних систем, які забезпечують інтелектуальну підтримку прийняття рішень, є першочерговим за пріоритетністю технічним заходом для всіх об'єктів виробництва і споживання енергії, який стимулює впровадження всіх інших енергоефективних заходів. Недостатній рівень розробки теоретико – методологічних підходів та практичних аспектів побудови систем моніторингу, прогнозування та аналізу енергетичних процесів вказує на те, що проведення досліджень у цьому напрямі являється актуальною науковою задачею.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота виконана відповідно до енергетичної стратегії України на період до 2035 року «Безпека, енергоефективність конкурентоспроможність», затвердженої розпорядженням Кабінету міністрів України від 18 серпня 2017 року № 605–р.

Дисертаційна робота направлена на виконання Постанови Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП), від 26 квітня 2019 року № 641, п. 9.3, 9.4 про порядок купівлі Гарантованим покупцем електричної енергії, виробленої з альтернативних джерел енергії з урахуванням прогнозів виробітку електроенергії «на добу наперед» згідно Правилам ринку «на добу наперед» (РДН) та внутрішньодобового ринку (ВДР), затверджених постановою НКРЕКП від 14 березня 2018 року № 308.

Робота виконувалась як ініціативна. Її результати одержали втілення у системах корпорації «Облік» прогнозування виробітку електроенергії «на добу наперед» згідно Правилам ринку «на добу наперед» на мережевих ФЕС, розташованих у різних регіонах України.

Мета і завдання дослідження.

Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності системи прогностичного моніторингу, яка є невід'ємною складовою системи керування процесом фотогальванічного перетворення сонячної енергії, шляхом підвищення точності прогнозування виробітку електроенергії «на добу наперед» за рахунок зменшення залежності цих прогнозів від похибок метеорологічних прогнозів погоди.

Визначена мета роботи обумовила необхідність розв'язання наступних задач:

- розробити математичну модель фотогальванічного перетворювача як об'єкта автоматичного прогнозування з самонавчанням на основі аналітичних та статистичних методів врахування впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії;
- розробити методи зменшення залежності прогнозів виробітку фотоелектричної енергії від похибок метеорологічних прогнозів погоди;
- розробити та дослідити алгоритм і програму прогностичного моніторингу процесів фотогальванічного перетворення сонячної енергії;
- розробити та дослідити у реальних умовах експериментальні системи прогностичного моніторингу процесів виробітку фотоелектричної енергії;
- виконати порівняльні експериментальні випробування різних методів прогнозування, що можуть бути реалізовані на базі розробленої прогностичної моделі;
- розробити типову структуру системи прогностичного моніторингу процесів виробітку фотоелектричної енергії для втілення на діючих фотоелектричних станціях;
- провести аналіз результатів дослідної експлуатації діючих у реальних умовах систем прогностичного моніторингу, що забезпечують інтелектуальну підтримку прийняття рішень відносно управління режимами фотогальванічного перетворення сонячної енергії та процесами її купівлі/продажу на РДН.

Ідея роботи полягає у отриманні в аналітичному вигляді функцій впливу метеорологічних факторів завдяки чому з'являється можливість зменшення негативного впливу метеорологічних похибок у навчальній послідовності прогностичної моделі на результат прогнозування за рахунок введення режиму рефлексивного навчання шляхом охоплення моделі зворотнім зв'язком і використання для прогнозування множини методів, поєднаних у ансамбль. Режим рефлексивного навчання передбачає використання фотогальванічних панелей у якості датчиків зворотного зв'язку

для корекції метеорологічних похибок у навчальній послідовності прогностичної моделі.

Об'єктом дослідження є система та процес автоматичного прогнозування щогодинного виробітку «на добу наперед» електричної енергії фотоелектричною станцією.

Предметом дослідження є математичні моделі та методи автоматичного прогнозування щогодинного виробітку «на добу наперед» електричної енергії фотоелектричною станцією, у зв'язку з задачею зменшення негативного впливу метеорологічних похибок у навчальній послідовності моделі на точність прогнозів.

Методи дослідження. Дослідження рівнів інсоляції фотогальванічних панелей у залежності від часу дня та сезону виконувались з використанням математичних методів та анізотропних моделей Хей–Девіса, Рейндла та Ключера, які дають потік розсіяного випромінювання на поверхню панелі з урахуванням її азимуту та ухилу. Дослідження, пов'язані з побудовою поліноміальної прогностичної моделі, яка враховує вплив метеорологічних факторів, виконувались з використанням методу найменших квадратів та псевдоінверсної теорії Мура – Пенроуза. Експериментальні дослідження виконувались на діючих фотоелектричних станціях з використанням методів математичної статистики та кореляційного аналізу.

Теоретичні та експериментальні дослідження виконувались з використанням ліцензованих програмних продуктів: Microsoft Office 365, MATLAB Online, Java Development Kit, Netbeans IDE.

Наукова новизна одержаних результатів.

Наукові положення, що виносяться на захист:

1. Функція впливу вхідних метеорологічних факторів на рівень щогодинного виробітку електроенергії визначається у вигляді добутку часткових функцій впливу кожного з врахованих факторів, чим забезпечується можливість побудови поліноміальної прогностичної моделі як малої так і високої розмірності, що дає можливість отримати у аналітичному вигляді

залежність рівня виробітку фотоелектричної енергії від факторів що впливають.

2. Корекція хибних вхідних метеорологічних даних здійснюється шляхом цілеспрямованої децимації навчальної послідовності у поєднанні з рефлексивним навчанням прогностичної моделі, і відрізняється від відомих методів корекції використанням фотогальванічних панелей у якості датчиків зворотного зв'язку для виправлення метеорологічних похибок у навчальній послідовності прогностичної моделі, завдяки чому підвищується точність прогнозів.

Наукова новизна одержаних результатів:

вперше:

– розроблено метод синтезу екзогенної прогностичної моделі процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії у вигляді ансамблю поліноміальних факторизованих моделей з використанням методу найменших квадратів та псевдоінверсної теорії Мура-Пенроуза, що дозволяє підвищити точність прогнозу;

– одержані у аналітичному вигляді часткові функції впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотогальванічної енергії, які за результатами синтезу поліноміальної прогностичної моделі вказують на те, що при зміні ступеню прогностичного поліному зберігається загальна тенденція часткових впливів, серед яких найбільш впливовими являються рівень хмарності та вологості;

– розроблено метод рефлексивного навчання поліноміальної прогностичної моделі процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії, що забезпечує зменшення негативного впливу похибок у навчальній послідовності прогностичної моделі;

– визначено вплив вітру та температури навколишнього середовища на зниження потужності фотогальванічного модуля при досягненні ним надкритичної температури, що дозволило підвищити точність прогностичної моделі;

отримав подальший розвиток:

– метод прогнозування, відомий у посиланнях як метод «к – найближчих сусідів», шляхом включення до евклідової норми, що характеризує близькість станів погодних умов поточної години і відповідної години навчальної послідовності, додаткового параметру, який враховує відхилення ретроспективних прогнозів від фактичних даних, чим досягається зменшення негативного впливу помилок у навчальній послідовності прогностичної моделі.

Обґрунтованість та достовірність наукових положень та результатів.

Наукові положення, новизна та висновки, що представлені в дисертації, обґрунтовані на основі результатів перевірки точності щогодинного «на добу наперед» прогнозу у робочому режимі з передачею оперативної інформації на платформу Гарантованого покупця та операторам мережі станцій (40 генеруючих одиниць в різних регіонах України), де втілено системи прогностичного моніторингу, що розроблені за участю здобувача. Перевірка здійснювалась на протязі 2023 року шляхом порівняння усередненої похибки розроблених систем з середньою похибкою всієї балансуєчої групи Гарантованого покупця і показала що середня похибка групи розроблених систем не перевершує середньої похибки значно більшої балансуєчої групи Гарантованого покупця, а за вибірковими даними є навіть нижчою більш ніж у 1,2 рази.

Практичне значення одержаних результатів:

1. Запропоновано структуру та розроблено типовий проект системи прогностичного моніторингу процесів фотоелектричного перетворення сонячної енергії мережевою станцією, що включена до балансуєчої групи Гарантованого покупця з автоматичною регулярною передачею прогнозної інформації на ФЕС, платформу Гарантованого покупця, та НЕК УКРЕНЕРГО.

2. Розроблено уніфіковане програмне забезпечення системи прогностичного моніторингу фотоелектричних станцій.

3. Розроблено структуроутворюючий компонент системи прогностичного моніторингу – модульний мережевий адаптер, який забезпечує можливість створювати на станціях з великою кількістю комунікаційного обладнання розгалужені мережі RS-485 з топологією «зірки».

4. Розроблену згідно отриманих у роботі наукових положень систему прогностичного моніторингу втілено на 40 діючих мережевих фотоелектричних станціях загальною потужністю 56 мВт у Дніпропетровському, Харківському, Миколаївському, Запорізькому та Житомирському регіонах.

5. Точність, розробленої системи інтегрованого моніторингу перевищує точність значної кількості інших систем, які функціонують у складі групи Гарантованого покупця. Використання у програмному забезпеченні прогностичної моделі нових розроблених методів прогнозування дозволяє знизити абсолютну середню помилку прогнозів на 5–7%.

Особистий внесок здобувача.

Дисертація є підсумковим результатом роботи автора. Ним обґрунтовано актуальність теми, виконано аналіз джерел інформації з означеної задачі, у тому числі наукової літератури та ресурсів мережі Internet, сформульовано завдання дослідження. Автором розроблено математичну основу методу синтезу екзогенної прогностичної моделі процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії у вигляді ансамблю поліноміальних факторизованих моделей з використанням методу найменших квадратів та псевдоінверсної теорії Мура – Пенроуза. Проведено аналіз часткових функцій впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотогальванічної енергії за результатами якого було виявлено, що незалежно від ступеню прогностичного поліному зберігається загальна тенденція часткових впливів. При цьому, найбільш впливовими являються рівень хмарності та вологості. Досліджено функціональний зв'язок між значеннями метеорологічних факторів, що вливають, величинами їх похибок та пов'язаних

з ними похибками прогнозів. Розроблено математичну процедуру зворотного перетворення функції впливу хмарності на рівень виробітку фотоелектричної енергії для використання її у методі рефлексивного навчання прогностичної моделі. Запропонована та включена до прогнозуючого ансамблю нова модифікація методу прогнозування, звісного в літературі як «Метод k-найближчих сусідів», завдяки якій значно знижується негативний вплив похибок у навчальній послідовності прогностичної моделі. Виконано на імітаційній моделі дослідження впливу вітру та температури навколишнього середовища на зниження потужності фотогальванічного модуля при досягненні ним надкритичної температури. Розроблено уніфіковане програмне забезпечення системи прогностичного моніторингу. Розроблено і експериментально випробувана в промислових умовах принципову схему модульного мережевого адаптеру, як складової частини системи моніторингу.

Апробація результатів дисертації.

Основні положення та результати роботи доповідались на міжнародних конференціях «Mathematical Modeling and Simulation of Systems» – XVI, XVIII International Scientific– Practical Conference MODS 2021 (м. Чернігів, Національний університет "Чернігівська політехніка", 28 червня – 01 липня 2021 р) та MODS 2023 (м. Чернігів, Національний університет "Чернігівська політехніка", 13 – 15 листопада 2023 р.).

Публікації. За результатами наукових досліджень виконаних у дисертаційній роботі опубліковано 7 робіт, з них: 3 статті у фахових виданнях України, 2 статті у періодичних виданнях, які включені до наукометричної бази Scopus, 2 тези доповідей на конференціях.

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел із 66 найменувань на 7 сторінках та 4 додатків на 21 сторінці; містить 38 рисунків і 21 таблиця. Загальний обсяг роботи 147 сторінок, з них 124 – основний текст.

РОЗДІЛ 1

ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ТА ВИБІР НАПРЯМКІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

1.1 Характерні особливості системи управління електроенергетичними процесами, які вимагають інтелектуальної підтримки прийняття рішень на основі прогностичних моделей

Системи управління електроенергетичними процесами (розумні енергосистеми) згідно класифікації Національного інституту стандартів і технологій відносяться до класу кіберфізичних систем [1, 2]. Однією з найважливіших функцій такої системи, яка здійснює автоматизоване управління виробітком, розподілом і споживанням електричної енергії, являється підтримка прийняття рішень відносно режимів електроенергетичних процесів. Прогностичні моделі цих процесів являються основою прийняття рішень [3, 4]. При цьому прогностичний моніторинг процесів фотоелектричного перетворення сонячної енергії використовується для підтримки прийняття рішень як при керуванні режимами роботи локальної станції так і для підтримки прийняття рішень при управлінні процесами купівлі/продажу електричної енергії на рівні енергоринку [5 – 9].

Згідно постанови Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП), від 26 квітня 2019 року № 641, п. 9.3, 9.4 про порядок купівлі Гарантованим покупцем електричної енергії, виробленої з альтернативних джерел енергії з урахуванням прогнозів виробітку електроенергії "на добу наперед", згідно Правилам ринку "на добу наперед" (РДН) та Правилам внутрішньодобового ринку (ВДР), затверджених постановою НКРЕКП від 14 березня 2018 року № 308 прогностичний моніторинг являється обов'язковою функцією інформаційно вимірювальних та керуючих систем мережевих ФЕС (таких, що підключені до розподільчих мереж енергосистеми у якості джерел енергії).

Функціонування ВДР підтримується засобами інформаційно-вимірювальної техніки, що застосовуються в розподілених системах моніторингу нижнього рівня. За відсутністю автоматизованої системи моніторингу статті балансу, що складаються на основі даних обліку електроенергії, суттєво викривлені як внаслідок так званого «людського фактору» так і через різні похибки вимірювання приладів обліку, що встановлені на різних рівнях ринку електричної енергії, а також в результаті не синхронності зчитування інформації з лічильників. Ці обставини, в свою чергу, викликають необхідність відносити всі небаланси, що виникають, до втрат електричної потужності або енергії, що не дозволяє об'єктивно оцінювати рівень технічно неминучих втрат в мережах і перетворювачах. Процес отримання достовірної поточної та прогнозованої інформації повинен бути автоматизований з повним дублюванням отриманих даних і обов'язковою їх верифікацією не тільки для цілей комерційного обліку але й для цілей технологічного обліку.

Функціонування РДН неможливо без прогностичних моделей у складі інтегрованих систем моніторингу нижнього рівня. Саме за допомогою цих моделей формуються погодинні прогнозні дані виробітку та споживання енергії на добу наперед. Узагальнена структурна схема інтегрованої системи енергетичного моніторингу показана на рис. 1.1.

Як показано на рис. 1.1, система оперативного моніторингу ринку електричної енергії [8] одержує інформацію про прогнозований та фактичний виробіток енергії від систем моніторингу процесів виробітку та споживання електроенергії учасників енергоринку. Цим забезпечується інтелектуальна підтримка прийняття рішень в умовах невизначеності та підвищення точності і оперативності інформації про стан цих процесів у поточну годину та в майбутньому, що необхідно насамперед для підтримки енергетичного балансу національного господарства та вирішення задач енергозбереження.

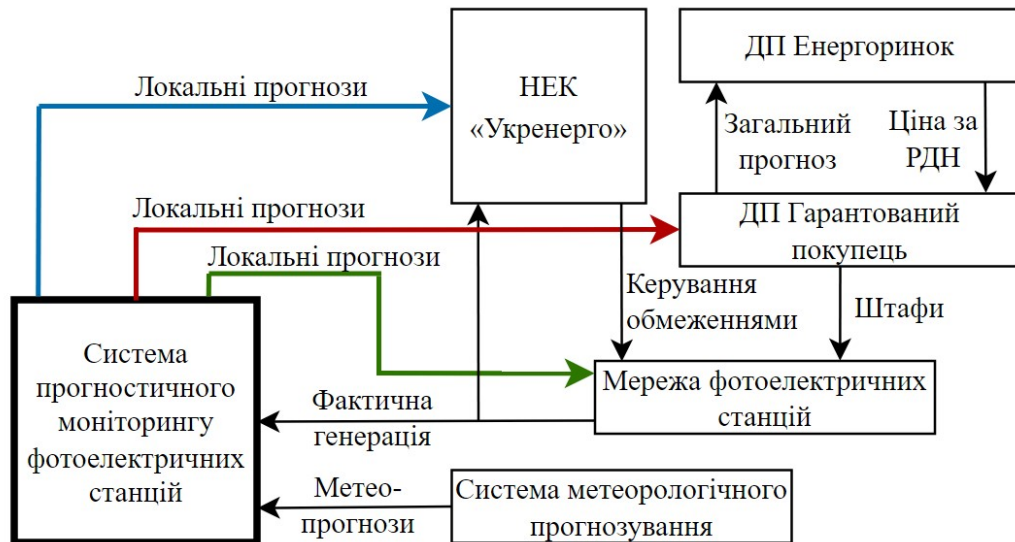


Рисунок 1.1 – Узагальнена структурна схема інтегрованої системи енергетичного моніторингу.

Наявність системи прогностичного моніторингу у складі сучасної системи автоматизованого управління виробітком, розподілом і споживанням електричної енергії з ВДЕ являється обов'язковим і регламентується вимогами РДН. Як вказано у типовому договорі учасника балансуєної групи Гарантованого покупця [10] «Учасник несе відповідальність за належне прогнозування обсягів відпуску електричної енергії в рамках функціонування БГ ГП: у разі якщо добові погодинні графіки відпуску/відбору електричної енергії генеруючими установками Учасника перевищують його фактичні погодинні обсяги відпуску, більш як на 10% для виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з енергії вітру, 5% для виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з енергії сонячного випромінювання, та 0% для виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з інших альтернативних джерел енергії, та за умови, що таке відхилення призвело до виникнення негативного небалансу БГ ГП, Учасник має відшкодувати ГП частку вартості врегулювання небалансу електричної енергії БГ ГП; у разі якщо фактичні погодинні обсяги відпуску/відбору електричної енергії генеруючими установками Учасника перевищують його добові погодинні графіки відпуску, більш як на 10% для

виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з енергії вітру, 5% для виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з енергії сонячного випромінювання, та 0% для виробників, що здійснюють виробництво електричної енергії з інших альтернативних джерел енергії, та за умови, що таке відхилення призвело до виникнення позитивного небалансу БГ ГП, Учасник має відшкодувати ГП вартість відхилення».

З приведеної цитати можна бачити, що виробники фотоелектричної енергії економічно зацікавлені у якомога точних прогнозах обсягів відпуску електричної енергії, чим створюється потреба у побудові відповідних прогностичних моделей і систем прогностичного моніторингу на їх основі.

1.2 Процес фотоелектричного перетворення сонячної енергії як об'єкт автоматичного прогнозування

Мережева фотогальванічна електростанція виробляє електричну енергію шляхом перетворення сонячної інсоляції фотогальванічними модулями, зібраними у сонячні панелі. Результатом перетворення являється постійний струм, який подається на мережеві інвертори, призначені для перетворення постійного струму у змінний 0,4кВ. Цей змінний струм подається на трансформатор, який підвищує його напругу до рівня напруги високовольтної мережі, до якої приєднана фотогальванічна станція (рис.1.2).

Первинним джерелом енергії в даній схемі являється Сонце. Кількість сонячної енергії, яка падає на одиницю площі поверхні нашої планети, залежить від взаємного положення у просторі цієї одиниці площі поверхні Землі і Сонця, прозорості атмосфери та метеорологічних факторів в місці розташування фотогальванічної станції. Взаємне положення у просторі поверхні фотогальванічного модуля і Сонця детерміновано змінюється у часі. Якщо не враховувати змін прозорості атмосфери під впливом випадкових метеорологічних факторів, то з урахуванням лише взаємного положення у просторі поверхні фотогальванічного модуля і Сонця можна побудувати

цілком детерміністичну аналітичну модель фотогальванічного перетворення енергії Сонця.

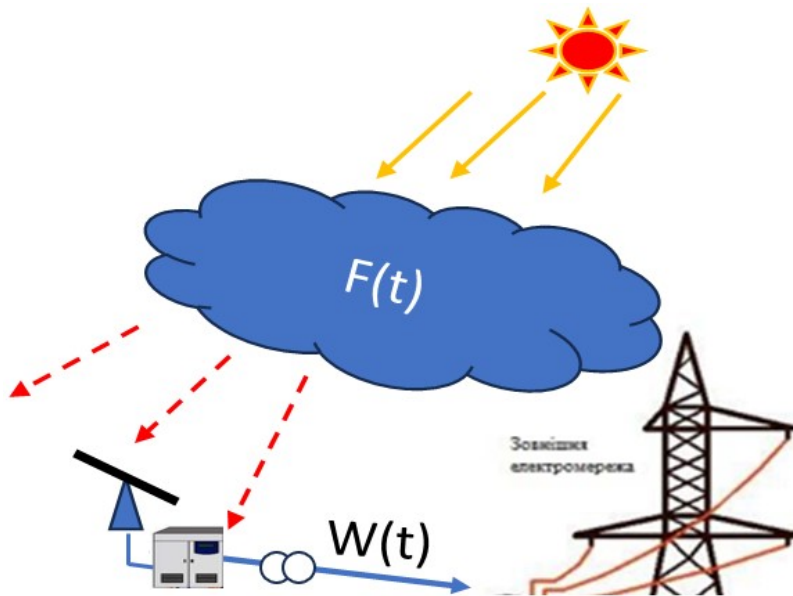


Рисунок 1.2 – Структурна схема процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії.

Параметри взаємної орієнтації сонця та фотоелектричного модуля ілюструються на рис. 1.3.

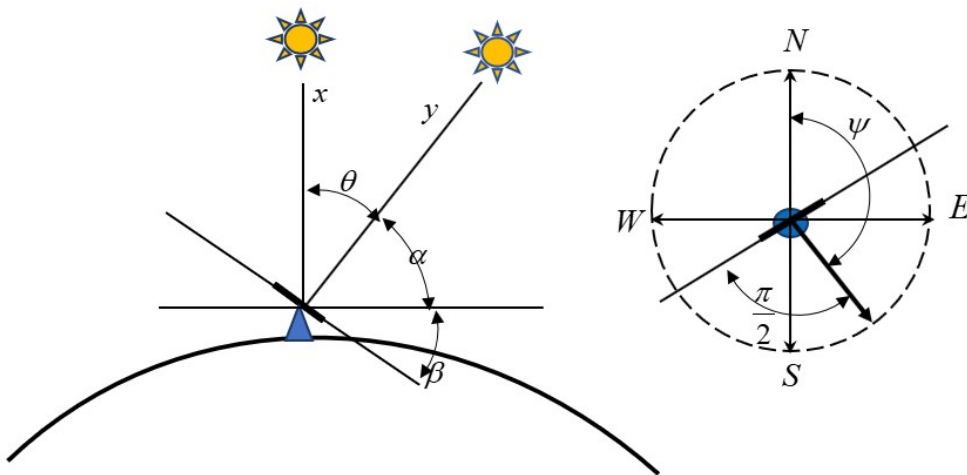


Рисунок 1.3 – Параметри взаємної орієнтації сонця та фотоелектричного модуля

На рис. 1.3 позначено: x – найкоротша довжина шляху, яким проходить світло через атмосферу; y – довжина шляху, яким проходить світло через атмосферу; θ – зенітний кут; α – кут піднесення; β – кут нахилу модуля; ψ – полярний кут, на який повернуто модуль.

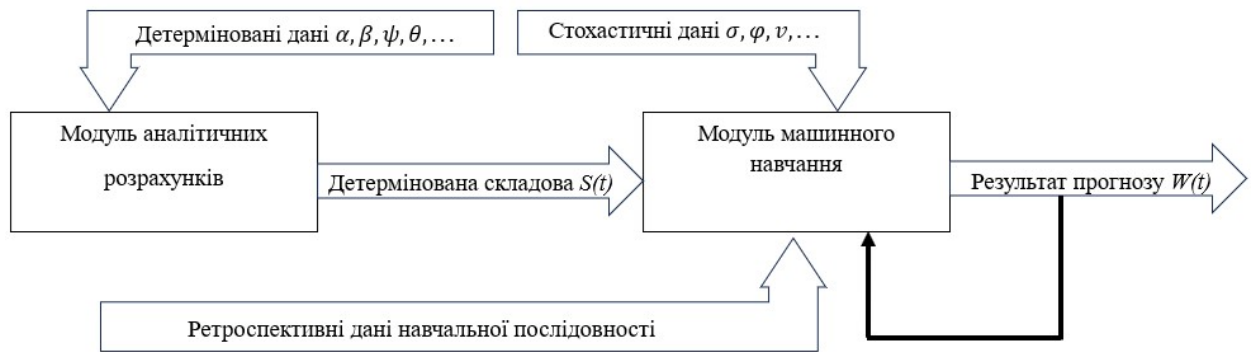


Рисунок 1. 4 – Узагальнена структурна схема прогностичної моделі процесу виробітку електричної енергії

Однак від моделі, яка не враховує вплив рівня хмарності, вологості та інших метеорологічних факторів навряд чи можна очікувати у загальному випадку достатньо точних прогнозів фотоелектричного перетворення сонячної енергії. Але вона дає точний прогноз за умов ясного (безхмарного) неба і відсутності змін будь яких інших метеорологічних факторів. Очевидно, що повна модель процесу фотогальванічного перетворення, як об'єкта прогнозування повинна включати ще додаткову модель, яка враховує вплив стохастичних факторів. Ця додаткова модель у структурі об'єкту прогнозування виконує роль перетворювача первинної інсоляції під впливом стохастичних метеорологічних факторів. Стохастичність тут обумовлена не тільки випадковим характером змін погодних факторів, але й відсутністю точних даних відносно стану атмосфери в місці розташування станції, а також відсутністю точних даних про вплив на роботу фотогальванічного модуля атмосферного тиску, температури, сили вітру та інших метеорологічних факторів. Для того, щоб така модель адекватно враховувала ці впливи, вона повинна бути побудована як система з машинним навчанням. Зважаючи на

сказане, можна узагальнити підхід до побудови моделі фотогальванічних процесів перетворення сонячної енергії. Узагальнена структурна схема такої моделі показана на рис. 1.4.

В цій моделі детерміновані та стохастичні дані, що поступають на вхід модуля аналітичних розрахунків і модуля машинного навчання, включають поточні дані та прогнозовані дані на задану годину. Модуль аналітичних розрахунків обчислює прогнозований рівень виробітку електричної енергії в ідеальних умовах без урахування впливу факторів, які не можуть бути обчислені аналітично. Ці фактори враховуються модулем машинного навчання і корегують аналітичний прогноз з використанням ретроспективних даних, на яких автоматично навчається модель.

1.3 Підхід до побудови математичної моделі модуля аналітичних розрахунків

Існують різні підходи до обчислення енергії сонячного випромінювання, яка перетворюється фотогальванічним модулем у електричну енергію відповідного рівня [11 – 14]. Узагальнюючи відомі підходи, можна сформулювати основні принципи обчислення детермінованої складової електричної енергії, яку виробляє фотогальванічна станція під впливом сонячного випромінювання. Енергія Сонця включає три основних складові. Це потік прямого випромінювання, потік розсіяного випромінювання, та відображена радіація. Розглянемо співвідношення, якими обумовлені величини цих складових сонячного випромінювання для побудови на їх основі математичної моделі модуля аналітичних розрахунків.

Співвідношення для обчислення потоку прямого випромінювання

1. Кут відмінювання сонця:

$$\delta = \delta_0 \sin\left(360 \frac{284 + d}{365}\right) = 23,45^\circ \cdot \sin\left(360 \frac{284 + d}{365}\right), \quad (1.1)$$

де δ_0 — максимальне відмінювання, що дорівнює $23,45^\circ$.

2. Рівняння часу:

$$E(t) = 7,53 \cos(B) + 1,5 \sin(B) - 9,87 \sin(2B),$$

$$B = 360 \frac{d - 81}{365},$$
(1.2)

де d — порядковий номер дня року, що відраховується з 1 січня.

3. Годинний кут сонця:

$$\omega = 15^0 \cdot (t_{\text{noon}} - t) + \frac{E(t)}{4} + (\psi - \psi_{\text{zone}}),$$
(1.3)

$$\psi_{\text{zone}} = LSTM = 15^0 \cdot \Delta T_{GMT},$$
(1.4)

$$t_{\text{noon}} = 12 - \frac{\psi - \psi_{\text{zone}}}{15} (\text{год}),$$
(1.5)

$$TC = 4(-\psi_{\text{zone}} + \psi) + E(t) (\text{хв}),$$
(1.6)

де t — момент часу, який розглядається, год;

t_{noon} — місцевий час сонячного півдня в тій годинній зоні, в якій знаходиться сонячна панель, год;

$E(t)$ — рівняння часу;

ψ — географічна довгота майданчика, град;

ψ_{zone} — географічна довгота тієї меридіональної площини, в якій опівдні збігаються з справжнім сонячним полуднем, град;

TC — часовий поправочний коефіцієнт;

ΔT_{GMT} — різниця часу між часовою зоною місця розташування станції та часом за Гринвічем.

4. Кут падіння прямого сонячного випромінювання на поверхню панелі:

$$\cos \theta = \sin \delta \sin \varphi \cos \beta - \sin \delta \sin \varphi \sin \beta \cos \gamma + \cos \delta \cos \varphi \cos \beta \cos \omega +$$

$$+ \cos \delta \sin \beta \sin \varphi \cos \gamma \cos \omega + \cos \delta \sin \beta \sin \gamma \sin \omega,$$
(1.7)

де β — кут нахилу поверхні панелі, град; γ — азимут панелі, град.

5. Кут піднесення сонця:

$$\sin \alpha = \sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega,$$
(1.8)

де φ — широта місцевості, град.

6. Позаатмосферна радіація, що поступає на горизонтальну панель:

$$S_{0hor} = \frac{43,2}{\pi} S_0 \left(\cos \varphi \cos \delta (\sin \omega_2 - \sin \omega_1) + \frac{\pi (\omega_2 - \omega_1)}{180} \sin \varphi \sin \delta \right),$$
(1.9)

$$S_0 = \hat{S}_0 \left(1 + 0,033 \cos \left(\frac{360}{365} d \right) \right), \quad (1.10)$$

де \hat{S}_0 — сонячна константа, що дорівнює $1\,380 \text{ Вт/м}^2$; ω_1, ω_2 — годинні кути сонця на початку і в кінці часового інтервалу.

7. Пряме сонячне випромінювання на площину, що ортогональна променям сонця:

$$S_{ort} = \frac{S_0 \sin \alpha}{\sin \alpha + c}, \quad (1.11)$$

$$c = \frac{1 - \gamma}{\gamma}, \quad (1.12)$$

де γ — коефіцієнт прозорості атмосфери. За даними, що наведені у роботах [10,11] цей коефіцієнт дорівнює $\gamma = 0,7 \dots 0,8$ за умов безхмарного неба. Якщо хмарність досягає 50%, значення S_{ort} знижується на 20...30%, а за умов суцільної хмарності — на 40...50%.

8. Пряма радіація на горизонтальну площину

$$S_{hor} = S_{ort} \sin \alpha, \quad (1.13)$$

9. Пряма радіація на площину панелі з урахуванням її азимута та нахилу

$$S_{inc} = S_{ort} \cos \theta, \quad (1.14)$$

Співвідношення для обчислення потоку розсіяного випромінювання

Для врахування розсіяного випромінювання частіше за все використовуються анізотропні моделі Хей–Девіса, Рейндла та Ключера [15 – 20], які дають згідно [21] незначний розкид значень для сонячних панелей на території України.

1. Анізотропна модель Хей–Девіса.

Потік розсіяного випромінювання на горизонтальну площину:

$$D_{hor} = \frac{1}{3} (S_0 - S_{ort}) \sin \alpha, \quad (1.15)$$

Потік розсіяного випромінювання на поверхню панелі з урахуванням азимуту та ухилу:

$$D_{inc}^H = D_{hor} \left[\frac{S_{hor}}{S_{0hor}} \cdot \frac{\cos \theta}{\sin \alpha} + \left(1 - \frac{S_{hor}}{S_{0hor}} \right) \cos^2 \frac{\beta}{2} \right], \quad (1.16)$$

2. Анізотропна модель Ключера:

$$D_{inc}^K = D_{hor} \cos^2 \frac{\beta}{2} \left(1 + F \sin^3 \frac{\beta}{2} \right) \left(1 + F \cos^2 \theta \sin^3 \theta_z \right),$$

$$F = 1 - \left(\frac{D_{hor}}{S_{hor} + D_{hor}} \right)^2, \quad (1.17)$$

де θ_z – поточний зенітний кут сонця:

$$\theta_z = \arccos \left(\begin{array}{l} \sin \delta \sin \varphi \cos \beta - \sin \delta \sin \varphi \sin \beta \cos \gamma \\ + \cos \delta \cos \varphi \cos \beta \cos \omega_z + \\ + \cos \delta \sin \beta \sin \varphi \cos \gamma \cos \omega_z + \cos \delta \sin \beta \sin \gamma \sin \omega_z \end{array} \right), \quad (1.18)$$

ω_z – годинний зенітний кут сонця:

$$\omega_z = \frac{E(t)}{4} + (\psi - \psi_{zone}), \quad (1.19)$$

Співвідношення для обчислення відображеної радіації

$$R_{inc} = \frac{(S_{hor} + D_{hor}) A_k (1 - \cos \beta)}{2}, \quad (1.20)$$

де A_k — альbedo земної поверхні.

Наближена оцінка альbedo [22] у функції місяця року $m=1\dots 12$:

$$A_k = 0,06 \sin \left(\frac{\pi}{12} m \right) + 0,31, \quad (1.21)$$

Середньорічне альbedo складає 34%, влітку 37%, взимку 31%

Сумарна сонячна радіація, яка припадає на фотогальванічну панель, обчислюється модулем аналітичних розрахунків за формулою

$$S(t) = S_{inc} + \frac{D_{inc}^H + D_{inc}^K}{2} + R_{inc}, \quad (1.22)$$

1.4 Аналіз підходів до побудови прогностичної моделі процесу фотогальванічного перетворення сонячної енергії

1.4.1 Огляд основних принципів побудови прогностичних моделей фотоелектричних станцій

На сьогоднішній день відомо кілька істотно різних підходів до побудови прогностичних моделей процесів перетворення енергії на електричну. Ці

підходи можна класифікувати за рівнем використання у моделях фізичних рівнянь, якими описуються конкретні процеси. Відповідно до цього принципу класифікації можна вказати три класифікаційні групи моделей, які умовно можна позначити як моделі прозорого, чорного та сірого ящика [23].

Перші базуються на детермінованому описі конкретних процесів. Так, наприклад у роботі [23] запропонована електротермічна макромодель фотоелектричної станції, яка приймає в якості вхідних змінних температуру навколишнього середовища, освітленість і швидкість вітру, а на виході дає генеровану потужність. Основна задача побудови та використання для прогнозування подібних моделей у тому, що вони вимагають досконалого знання у реальному часі всіх фізичних змінних, які здебільшого не повністю доступні. Друга група моделей реалізує стратегії «чорної скриньки», що ігнорують реальні фізичні відносини між вхідними змінними і потужністю, що генерується. Модель за типом «чорної скриньки» будується з використанням методів машинного навчання [24, 25], таких як нейронні мережі [26], регресія опорних векторів [27], квантільний випадковий ліс [28], градієнтний бустинг [29] та ансамблеві моделі [30–32], що інтегрують у собі вище перелічені та їм подібні методи. Точність таких моделей зазвичай залежить від можливості мати досить велику основу ретроспективних даних. Однак відомо, що вони добре працюють на практиці (див., наприклад, [30] та [33]) . Третя група моделей відрізняється тим, що в них відношення між вхідними змінними і потужністю, що генерується, задається з використанням деяких спрощених фізичних співвідношень (наприклад, нехтуючи залежностями високого порядку). Приклад такої моделі, де у спрощеному вигляді представлений справжній взаємозв'язок між температурою і освітленістю як вхідні змінні і генерована потужність як вихідна змінна, наведено у роботі [34].

В іншій системі класифікаційних ознак моделі відрізняються переліком вхідних змінних що використовуються. Ендогенні моделі являють собою відношення між минулими і майбутніми станами процесу, що моделюється. Вхідними змінними подібних регресійних моделей є дані про минулі стани

прогнозованого часового ряду. Результати тестування класичних регресійних моделей, таких як ARIMA, що використовують методологію Бокса–Дженкінса [35, 36], свідчать про те, що їхня точність не поступається аналогічним моделям на базі нейронних мереж. У [37] наводяться дані про високу ефективність алгоритму нелінійної регресії Theta. Екзогенні моделі [37,38] являють собою відношення між прогнозованими значеннями вироблення фотоелектричної енергії і одночасними з ними факторами, що впливають, такими як хмарність, температура, вологість, швидкість вітру, рівень сонячної інсоляції та ін. При цьому в таких моделях як модель «чорного ящика» математична структура цього відношення формується у процесі навчання моделі на ретроспективних базах даних.

Цікаві результати дослідження та порівняння різних підходів до побудови прогностичних моделей часових рядів та, зокрема, процесів вироблення електроенергії фотоелектричними станціями наведено у роботах [34, 35]. Ці результати свідчать, з одного боку, про те, що методи машинного навчання (нейронні мережі, нечітка математика, квантильні ліси та ін.) не дають істотного збільшення точності прогнозів порівняно з класичними підходами, що мінімізують середньоквадратичне відхилення, наприклад, з використанням псевдоінверсної теорії Мура–Пенроуза, а з іншого боку вказують на головну причину помилок – недостатню точність метеорологічних прогнозів погоди в точках геолокації фотоелектричних станцій. При цьому метеорологічні помилки в ретроспективній базі даних, за якою проводиться навчання моделі, ведуть до того, що в подальшому при складанні прогнозів навіть точні прогнозні метеодані інтерпретуються моделлю у вигляді хибних прогнозів вироблення електричної енергії. Причина таких помилок у тому, що у багатьох випадках через відсутність локальних сертифікованих метеостанцій ретроспективна база метеорологічних даних як така формується як модель, а не є результатом безпосередніх і досить точних вимірів у точках геолокації станцій. Цікавість до задачі збільшення точності прогностичних моделей за неідеальних метеорологічних прогнозів останніми

роками неухильно зростає. Так, наприклад, у роботі [38, 39] пропонується модель короткострокового прогнозування фотоелектричної потужності, засновану на онлайн-машині послідовного екстремального навчання з механізмом забування (FOS-ELM), яка може постійно замінювати застарілі дані новими, забезпечуючи високу точність та швидкість навчання у різні сезони. В роботі [40] пропонується гібридний покращений алгоритм багатоступінчастого оптимізатора (HIMVO) для оптимізації машини опорних векторів для прогнозування вихідних даних фотоелектричних елементів. Алгоритм HIMVO вводить хаотичні послідовності ініціалізації сукупності, що значно збільшує швидкість збіжності алгоритму. У [41] пропонуються методи прогнозування часових рядів вихідної потужності на добу наперед, у яких окремо обговорюються ідеальний тип погоди та неідеальний тип погоди. Для ідеальних погодних умов пропонується метод прогнозування на основі метеорологічних даних наступного дня для ідеальних погодних умов з використанням мереж із довготривалою короткостроковою пам'яттю (LSTM). Для неідеальних погодних умов актуальність часового ряду та конкретна характеристика неідеального типу погоди враховуються у моделі LSTM шляхом введення суміжних денних часових рядів та типової інформації про тип погоди.

1.4.2 Ендогенні прогностичні моделі фотогальванічних станцій

Узагальнена структурна схема моделі показана на рис. 1.5.

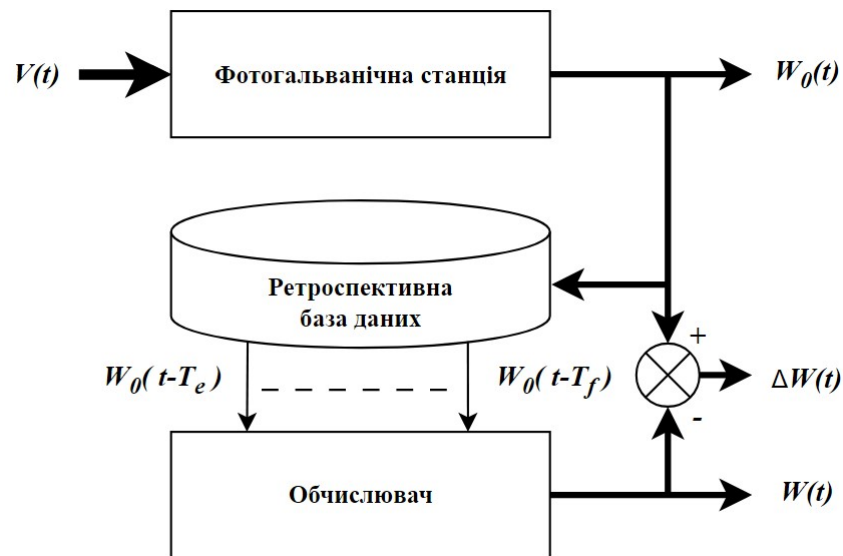


Рисунок 1.5 – Структурна схема ендогенної моделі.

На рис. 1.5 позначено: $W_0(t)$ – фактична генерація, $V(t)$ – вектор параметрів, що впливають, $W(t)$ – прогнозована генерація, $W_0(t-T_f) \dots W_0(t-T_e)$ – навчальна послідовність, T_f – горизонт прогнозування, T_e – горизонт навчання, $\Delta W(t)$ – небаланс між прогнозом та фактом.

Як показано на рис. 1.5, обчислювач ендогенної моделі одержує для навчання лише дані про рівні генерації з минулого часу і не враховує стан вектору $V(t)$. Навчальна послідовність цієї моделі складається лише з даних про рівні генерації з моменту, що відстоює від прогнозованого часу t на час T_e до моменту, що відстоює від прогнозованого часу t на час T_f .

Існують різні методи навчання, які використовуються в сучасних обчислювачах ендогенних моделей [42–44]. Перш за все це моделі, засновані на часових рядах: модель авторегресії – ковзаючого середнього ARMA та модель Бокса – Дженкінса інтегрованої авторегресії – ковзаючого середнього – ARIMA. Ці методи саме для ендогенних моделей, як показано в [35], дозволяють одержувати результати прогнозування не гірші ніж ті, що засновані на технологіях нейронних мереж, опорних векторів та інших.

Але галузь застосування ендогенних моделей обмежена стаціонарними (модель ARMA) та близькими до стаціонарних (модель ARIMA) процесами.

Ця обмеженість обумовлена відсутністю у навчальній послідовності ендогенної моделі векторів параметрів, що впливають, одночасних з моментами, на які здійснюється прогнозування. Процеси фотогальванічного перетворення енергії близькі до стаціонарних лише при усередненні прогнозованого рівня генерації на добових та більших інтервалах часу. Для погодинного (згідно вимог енергоринку) прогнозу на добу наперед, ендогенні моделі не достатньо ефективні

1.4.3 Екзогенні моделі

Узагальнена структурна схема моделі показана на рис. 1.6.

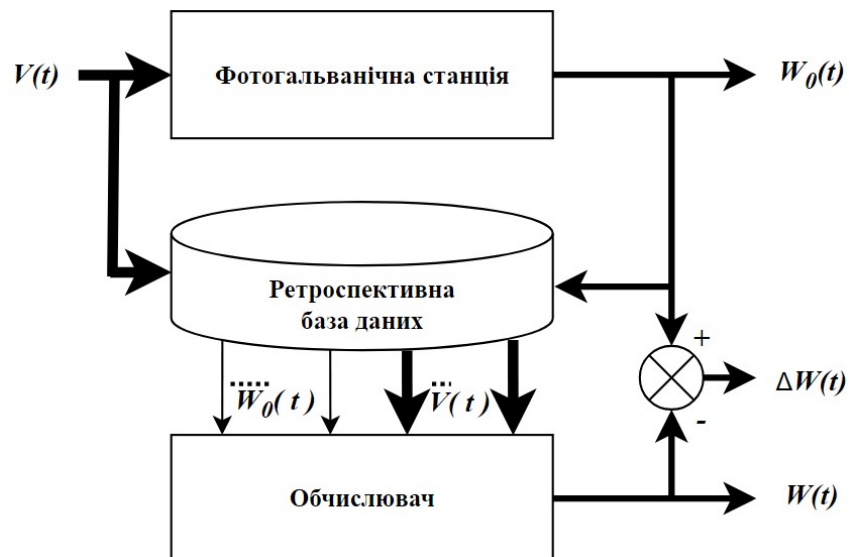


Рисунок 1.6 – Структурна схема екзогенної моделі.

Ця модель, на відміну від розглянутої вище, враховує як ретроспективні дані про рівень генерації, так і одночасний з цими даними вектор параметрів, які впливають на рівень генерації. До цих параметрів відносяться метеорологічні дані та дані, що характеризують у часовій послідовності положення сонця на небосхилі відносно позиції геолокації фотогальванічної станції. Обчислювач екзогенної моделі базується на математичному опису

фотогальванічного процесу. При цьому для побудови цього математичного опису, як правило, використовується гібридний підхід [30].

Згідно цього підходу прогностична модель включає два функціональних блоки: блок аналітичного прогнозування та блок статистичного прогнозування з використанням методів машинного навчання (рис. 1.7). Блок аналітичного прогнозування для кожної години кожного дня і місяця року в залежності від положення сонця обчислює величину енергії сонячного випромінювання (1.22), яка досягає панелей фотоелектричної станції за ідеальних умов безхмарного неба. Блок статистичного прогнозування обчислює з урахуванням прогнозованого стану атмосфери прогнозований щогодинний виробіток електричної енергії фотоелектричною станцією.

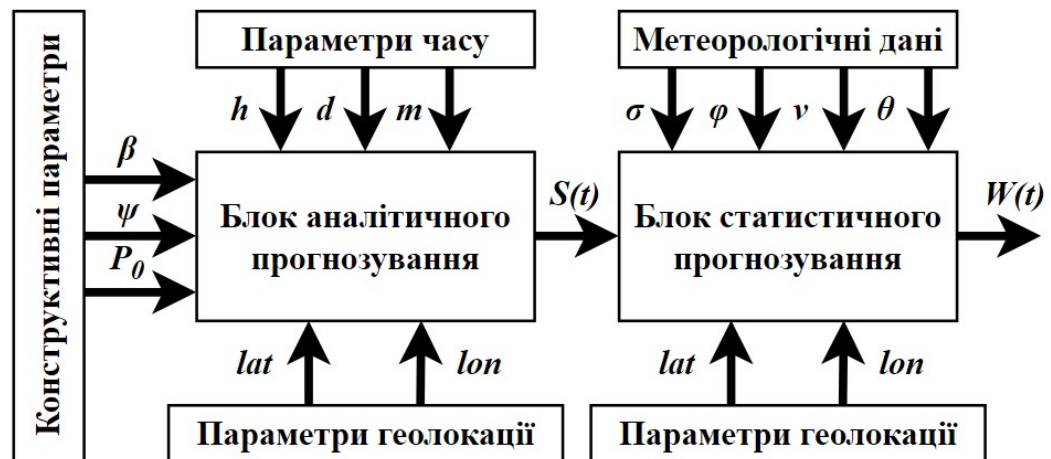


Рисунок 1.7 – Функціональна схема прогностичної моделі фотогальванічної станції.

На рис. 1.7 позначено: β – кут нахилу панелі, ψ – полярний кут орієнтації панелі (азимут), P_0 – номінальна потужність станції, h – година, d – день місяця, m – місяць року, σ – рівень хмарності, φ – вологість повітря, ν – швидкість вітру, θ – температура повітря, $S(t)$ – рівень сонячної інсоляції, lat – широта місця розташування станції, lon – довгота місця розташування станції, $W(t)$ – прогнозований виробіток електроенергії.

Розглянемо основні відомі методи статистичного прогнозування, які використовуються в екзогенних прогностичних моделях фотоелектричних станцій.

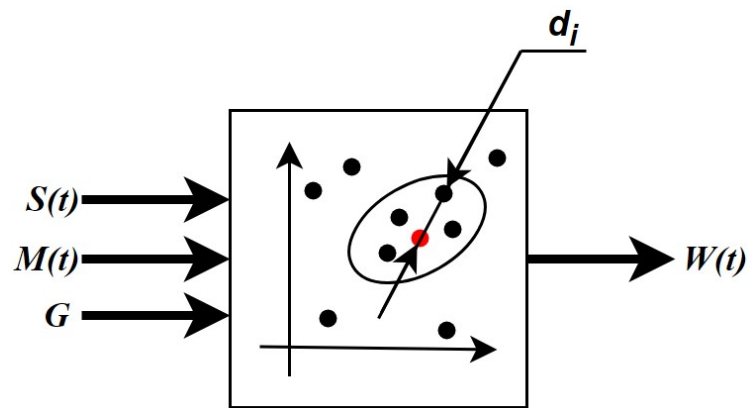


Рисунок 1.8 – Блок статистичного прогнозування за методом kNN.

На рис. 1.8 позначено: $S(t)$ – рівень енергії сонячного випромінювання, одержаний блоком аналітичного прогнозування, $M(t)$ – метеорологічні дані, G – параметри геолокації станції, d_i , ($i=1 \dots k$) евклідова відстань між точками, що відображують стан погоди, $W(t)$ – прогноз вироблення електроенергії.

Одним із найпростіших, але достатньо ефективних методів, є метод k -найближчих сусідів (k -Nearest Neighbours (kNN)) [45].

Сенс цього методу міститься у тому, що даний прогноз погоди, швидше за все, призведе до вироблення електроенергії, яка буде дуже близька до тієї, що була в минулому, коли були схожі погодні умови. Множина метеорологічних станів погоди розглядається як множина точок у багатомірному просторі з евклідовою метрикою. В цьому просторі виконується пошук k точок – прогнозів погоди (рис.1.8), які за метеорологічними умовами є найбільш близькі до умов, що характеризують прогнозовану годину (тобто k найближчих сусідів у назві алгоритму). Відповідні цим точкам ретроспективні генерації електроенергії поєднуються (наприклад, надаючи більшого значення тим, що відповідають найбільш

схожим погодним умовам) для забезпечення єдиного прогнозу вироблення електроенергії.

Використання технології нейронних мереж (Neural Network (NN)) є одним з найбільш відомих підходів до статистичного прогнозування фотогальванічних електростанцій. Приклад реалізації подібного підходу з аналізом його ефективності наведено у роботі італійських дослідників [34]. Прогнозування виробітку електроенергії у цій роботі здійснюється статичною нейронною мережею прямого зв'язку з прихованим шаром із трьох нейронів, сигмоподібною функцією активації та використанням функції регуляризації Байеса для навчання (рис. 1.9).

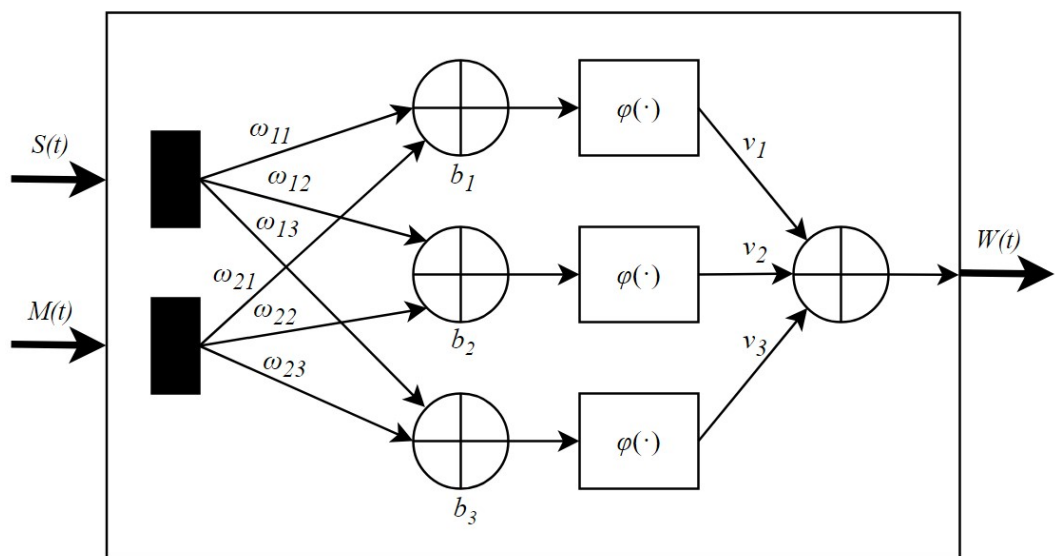


Рисунок 1.9 – Блок статистичного прогнозування за методом NN.

Метод опорних векторів, (support vector machine – SVM) [46–48] як, показано у [34] являється ефективним методом машинного навчання прогностичних моделей фотогальванічних станцій. За його допомогою здійснюється класифікація ознак, які впливають на рівень виробітку електроенергії. Сукупність метеорологічних ознак, включаючи функцію впливу метеорологічних факторів на цей рівень, розглядаються як множина точок у багатомірному просторі. За методом SVM знаходять межі

максимальної ширини, які відокремлюють у цьому просторі області допустимого відхилення прогнозу від факту від областей недопустимого відхилення. Спрощену схему застосування методу SVM у прогностичній моделі фотогальванічної станції показано на рис. 1.10.

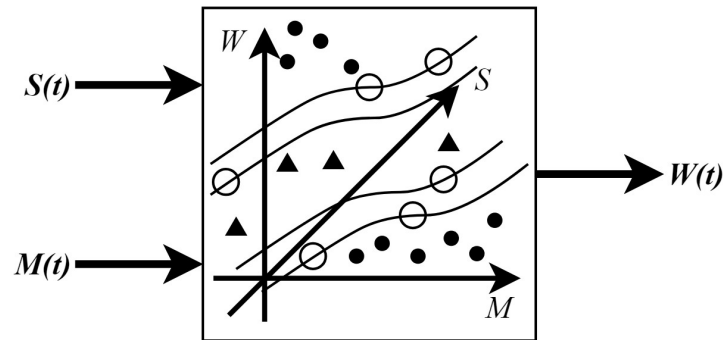


Рисунок 1.10 – Блок статистичного прогнозування за методом SVM.

На рис. 1.10 позначено: S – рівень сонячної інсоляції; W – прогнозований рівень виробітку електроенергії; M – значення метеорологічного фактору (наприклад, рівень хмарності); ▲ – точки, що класифікуються як допустимі за умовами відхилення прогнозу від факту; ● – точки, що класифікуються, як недопустимі за умовами відхилення прогнозу від факту; вектори ○ – точки по яких будують лінії розмежування областей у просторі моделі.

Метод градієнтного бустінгу (XGBoost). Градієнтний бустінг – це техніка машинного навчання для завдань класифікації та регресії, яка будує прогностичну модель у формі ансамблю слабких прогностичних моделей, зазвичай дерев рішень [49, 50]. Навчання ансамблю проводиться послідовно. На кожній ітерації обчислюються відхилення прогнозів уже навченого ансамблю на навчальній вибірці. Наступна модель, яка буде додана в ансамбль, буде передбачати ці відхилення. Таким чином, додавши прогнози нового дерева до прогнозів навченого ансамблю, ми можемо зменшити середнє відхилення моделі. Нові дерева додаються в ансамбль доти, доки

помилка зменшується, або доки виконується одне з правил «ранньої зупинки». Ілюстрацію процедури градієнтного бустінгу показано на рис. 1.11.

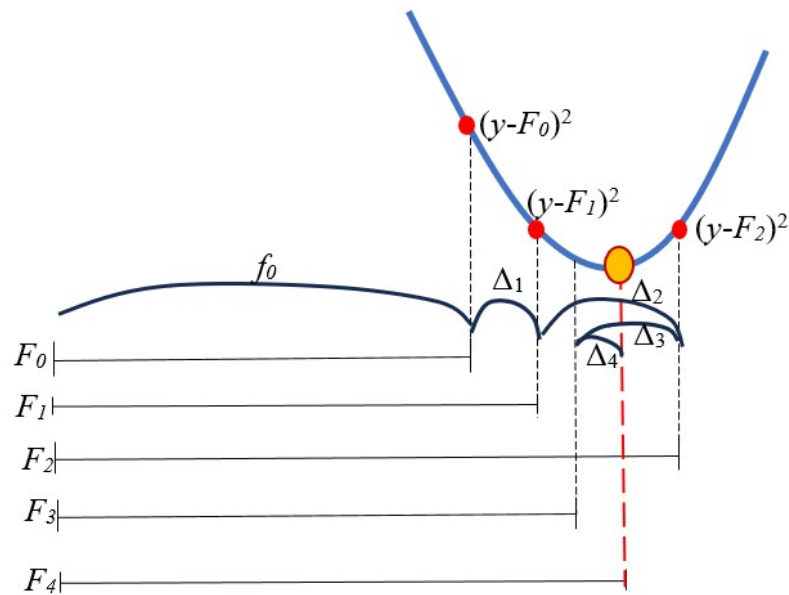


Рисунок 1.11 – Градієнтний бустінг.

Розглянемо поведінку моделі на одній точці абстрактного завдання лінійної регресії. Припустимо, перша модель ансамблю F завжди видає вибіркове середнє передбачуваної величини f_0 . Такий прогноз досить грубий, тому середньоквадратичне відхилення на обраній нами точці буде досить великим. Ми спробуємо це виправити, навчивши іншу модель Δ_1 , яка "коригуватиме" прогноз попереднього ансамблю F_0 . Таким чином, ми отримаємо ансамбль F_1 , прогноз якого підсумовуватиметься з прогнозом моделей f_0 та Δ_1 . Продовжуючи таку послідовність, ми приходимо до ансамблю F_4 , прогноз якого є сумою прогнозів $f_0, \Delta_1, \Delta_2, \Delta_3, \Delta_4$.

Градієнтний бустінг є одним із найпопулярніших методів прогнозування. Під нього створено пакети для мов програмування Python і R, і тепер він має пакети для багатьох інших мов програмування, таких як Julia, Scala, Java і т.д.

На принципах класифікації також базуються методи квантільних лісів [51,52] та ряд інших, в тій чи іншій мірі, подібних до розглянутих вище методів.

1.5 Висновки та постановка завдання дослідження

За результатами аналізу літературних джерел щодо інформації про методи та підходи побудови автоматизованих систем прогностичного моніторингу процесів фотоелектричного перетворення сонячної енергії встановлено, що найбільш вагомими результатами у побудові екзогенних прогностичних моделей одержано шляхом застосування ансамблевих підходів, за якими здійснюється підсумовування результатів множини різних методів (ансамбля прогнозів) з урахуванням вагових коефіцієнтів, одержаних при порівнянні ефективності окремих складових ансамблю.

Але при цьому головним недоліком розглянутих підходів до побудови прогностичних моделей фотогальванічних станцій являється їх значна чутливість у відношенні до помилкових ознак метеорологічного стану довкілля в ретроспективних базах даних, які використовуються для машинного навчання моделей. За наявності таких помилкових ознак модель навчається некоректно, що призводить до значних відхилень прогнозу від факту у подальшому, навіть при якісних, безпомилкових метеорологічних прогнозах на прогнозовану годину.

Ідея підходу, який запропоновано у даній роботі в тому, щоб побудувати таку структуру моделі, яка б за допомогою зворотного (рефлексивного) математичного перетворення могла корегувати вибірккові ретроспективні метеорологічні дані згідно функціональному зв'язку між ними та іншими даними і фактичним рівнем виробітку електроенергії. Тобто, ставиться задача побудови такої моделі, яка б не тільки здійснювала прогноз, але й розпізнавала та корегувала відповідні вхідні дані.

Цій задачі найбільш відповідає поліноміальна модель, побудована за методом найменших квадратів, де залежність рівня генерації станції від факторів, що впливають, одержується за результатами машинного навчання у вигляді поліному, тобто у аналітичному вигляді. Це дає можливість одержати у явному вигляді функції впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії та застосувати у відношенні перетворень поліноміальної моделі існуючий математичний апарат.

Для досягнення основної мети дисертаційної роботи, а саме, підвищення ефективності системи прогностичного моніторингу, яка є невід'ємною складовою системи керування процесом фотогальванічного перетворення сонячної енергії, шляхом підвищення точності прогнозування виробітку електроенергії "на добу наперед" за рахунок зменшення залежності цих прогнозів від похибок метеорологічних прогнозів погоди, в дисертації вирішуються наступні науково–технічні завдання:

- розробити математичну модель фотогальванічного перетворювача як об'єкта автоматичного прогнозування з самонавчанням на основі аналітичних та статистичних методів врахування впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії;
- розробити методи зменшення залежності прогнозів виробітку фотоелектричної енергії від похибок метеорологічних прогнозів погоди;
- розробити та дослідити алгоритм і програму прогностичного моніторингу процесів фотогальванічного перетворення сонячної енергії;
- розробити та дослідити у реальних умовах експериментальні системи прогностичного моніторингу процесів виробітку фотоелектричної енергії;
- виконати порівняльні експериментальні випробування різних методів прогнозування, що можуть бути реалізовані на базі розробленої прогностичної моделі;

- розробити типову структуру системи прогностичного моніторингу процесів виробітку фотоелектричної енергії для втілення на діючих фотоелектричних станціях;
- провести аналіз результатів дослідної експлуатації діючих у реальних умовах систем прогностичного моніторингу, що забезпечують інтелектуальну підтримку прийняття рішень відносно управління режимами фотогальванічного перетворення сонячної енергії та процесами її купівлі/продажу на РДН.

РОЗДІЛ 2

ПОБУДУВАННЯ ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ СИСТЕМ ІНТЕГРОВАНОГО МОНІТОРИНГУ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

2.1 Поліноміальна прогностична модель фотогальванічного процесу виробітку електричної енергії

Модель фотогальванічного процесу являє собою відношення між прогнозованими значеннями вироблення фотоелектричної енергії та одночасними з ними факторами, що впливають, такими як рівень сонячної інсоляції, хмарність, температура, вологість, швидкість вітру, та ін.

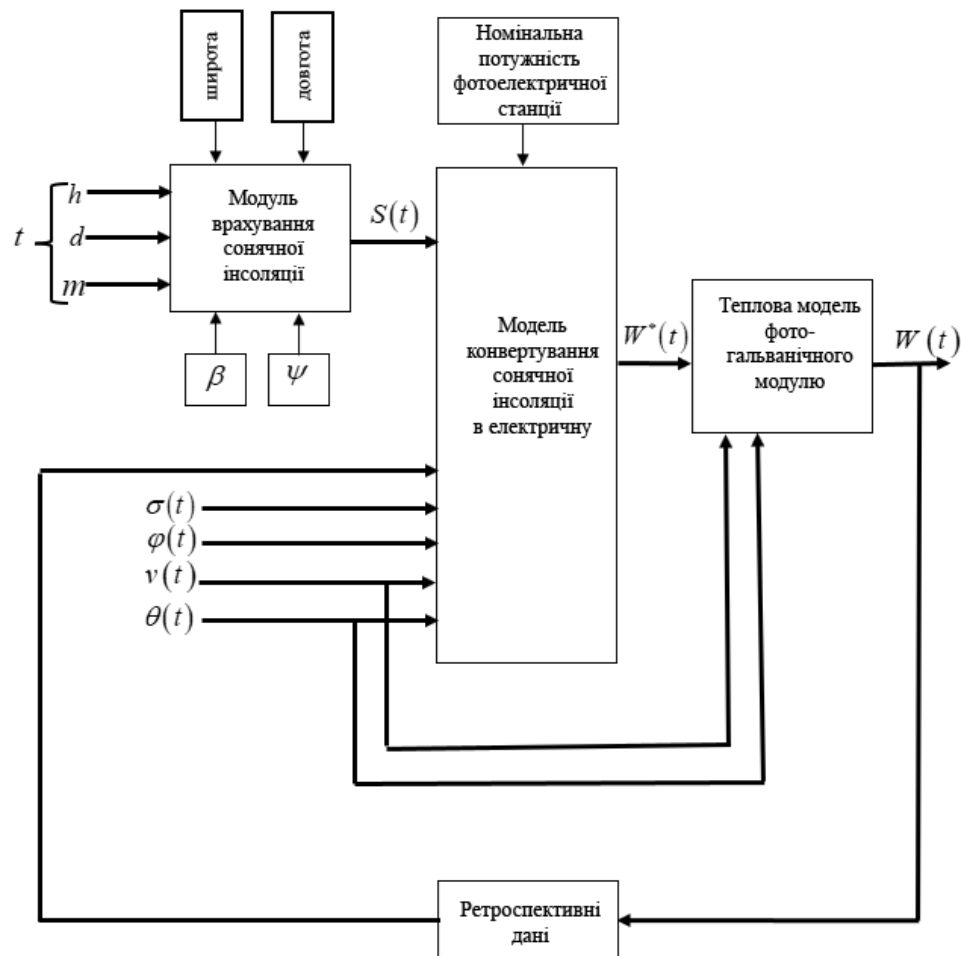


Рисунок 2.1 – Структурна схема прогностичної моделі фотогальванічної станції

Ідеальний рівень $S(t)$ сонячної інсоляції (включаючи пряму та дифузну компоненти) в умовах «чистого неба» і пропорційна їй кількість електроенергії, що виробляється в цих ідеальних умовах, визначаються детермінованим алгоритмом (1.22) у функції від моменту часу (година, день, місяць), що характеризує взаємне розташування Сонця, Землі, умовної точки на її поверхні, що вказує місце розташування фотоелектричної станції, яка моделюється, а також у функції кутів, під якими падають сонячні промені на фотоелектричні панелі (рис.1.3). Фактична кількість електроенергії $W_0(t)$, що виробляється фотоелектричною станцією, завжди менша від цього ідеального рівня і залежить від ряду метеорологічних факторів, що впливають. У нашій моделі будемо враховувати: рівень хмарності $\sigma(t)$, рівень сонячної інсоляції на кожний кВт, номінальної потужності станції $\theta(t) = \frac{S(t)}{P_n}$, вологість повітря $\varphi(t)$, швидкість вітру $v(t)$. Вплив температури фотогальванічних модулів на рівень виробітку електроенергії будемо враховувати окремо, спираючись на їх теплофізичні характеристики, температуру та швидкість вітру. Характерною особливістю фотоелектричної станції є те, що всі ці фактори впливають мультиплікативно на рівень електроенергії, що виробляється. При їх зміні кількість електроенергії, що виробляється, може зменшитися або збільшитися у відсотковому відношенні, але не може перевищити ідеальний рівень або стати негативним. Зміна потужності фотоелектричної станції під впливом метеорологічних факторів відбувається внаслідок зміни коефіцієнта перетворення енергії, а не через підсумовування з енергією сонця якоїсь додаткової енергії інших джерел.

У цьому сенсі метеорологічними факторами зумовлена певна змінна резистивність моделі по відношенню до первинної сонячної енергії.

Ігноруючи реальну фізичну природу фотоелектричного перетворювача, представимо відношення «вхід – вихід» моделі, яке його формально характеризує, у вигляді:

$$W(t) := S(t) \cdot F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots), \quad (2.1)$$

де $W(t)$ – прогнозований виробіток електроенергії впродовж годинного інтервалу;

$F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$ – функція впливу на фотоелектричне перетворення, яка враховує залежність його ефективності від метеорологічних умов в місці розташування PV – станції.

Для побудови моделі процесу фотогальванічного перетворення енергії необхідно якомога точніше виразити у явному вигляді залежність функції впливу $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$ від її аргументів, спираючись на ретроспективні дані щодо величин сонячної інсоляції $S(t)$, фактично виробленої електроенергії $W_0(t)$ та метеорологічних даних, що одержані за період навчання моделі. Залежність функції впливу від її аргументів будемо шукати у вигляді поліному, який мінімізує відхилення прогнозованого виробітку електроенергії від фактичного. Підхід до вирішення цієї задачі [53] спирається на гіпотезу, відповідно якій функція $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$ може бути факторизована та представлена у вигляді добутку часткових функцій впливу

$$F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots) := f_1(\sigma) \cdot f_2(\varphi) \cdot f_3(\nu) \cdot f_4(\theta) \cdot \dots, \quad (2.2)$$

Згідно цієї гіпотези резистивний вплив кожного фактору на величину виробленої електроенергії враховується незалежно від інших факторів, які присутні у якості аргументів функції $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$. Дійсно, хмарність (фактор σ) зменшує виробіток електроенергії однаково, як при сильному, так і на тлі слабого вітру (фактор ν), і незалежно від сонячної інсоляції (фактор θ), та вологості повітря (фактор φ). Саме на такі міркування відносно кожного з врахованих факторів спирається гіпотеза факторизації функції впливу.

Зважаючи на можливість у подальшому враховувати якісь додаткові фактори окрім тих чотирьох, що вказані вище, будемо при побудові алгоритму навчання нашої прогностичної моделі представляти функцію впливу у вигляді добутку шести часткових функцій:

$$F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, h, d) := f_1(\sigma) \cdot f_2(\varphi) \cdot f_3(\nu) \cdot f_4(\theta) \cdot f_5(h) \cdot f_6(d), \quad (2.3)$$

де $f_5(h)$ та $f_6(d)$ зарезервовані часткові функції впливу.

Кожну функцію впливу представимо у вигляді експоненти від відповідного поліному ступеню k :

$$\begin{aligned} f_1(\sigma) &= \exp\left\{-\left(a_{10} + a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2 + \dots + a_{1k}\sigma^k\right)\right\}, \\ f_2(\varphi) &= \exp\left\{-\left(a_{20} + a_{21}\varphi^1 + a_{22}\varphi^2 + \dots + a_{2k}\varphi^k\right)\right\}, \\ f_3(\nu) &= \exp\left\{-\left(a_{30} + a_{31}\nu^1 + a_{32}\nu^2 + \dots + a_{3k}\nu^k\right)\right\}, \\ &\dots\dots\dots, \\ f_6(d) &= \exp\left\{-\left(a_{60} + a_{61}d^1 + a_{62}d^2 + \dots + a_{6k}d^k\right)\right\}. \end{aligned} \quad (2.4)$$

Задача навчання прогностичної моделі полягає в тому, щоб знайти такі значення коефіцієнтів a_{ij} , при яких мінімізується середньоквадратичний небаланс наближеного рівняння (2.1), в якому здійснена заміна $W(t)$ на $W_0(t)$. Логарифмуючи праву та ліву частини перетвореного таким чином рівняння (2.1), представимо функціонал, що мінімізується у поліноміальному вигляді:

$$\sum_t \left\{ \ln\left(\frac{W_0(t)}{S(t)}\right) - \ln\left[F(\sigma(t), \varphi(t), \nu(t), \theta(t), h(t), d(t))\right] \right\}^2 = \min, \quad (2.5)$$

де $t = 1, \dots, n$ – моменти часу ретроспективної бази даних.

Логарифмуючи функцію впливу одержуємо поліном \mathbf{P}_t , який має вигляд:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_t &= r + (a_1\tau + a_2\tau^2 + a_3\tau^3 + a_4\tau^4 + \dots) + (b_1\sigma + b_2\sigma^2 + b_3\sigma^3 + b_4\sigma^4 + \dots) + \\ &+ (c_1\theta + c_2\theta^2 + c_3\theta^3 + c_4\theta^4 + \dots) + (\delta_1\nu + \delta_2\nu^2 + \delta_3\nu^3 + \delta_4\nu^4 + \dots) + \\ &+ (f_1h + f_2h^2 + \delta_3h^3 + \delta_4h^4 + \dots) + (g_1d + g_2d^2 + g_3d^3 + g_4d^4 + \dots) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Зважаючи на умови досягнення екстремуму:

$$\frac{\partial}{\partial a_{ij}} \left[\sum_t \left\{ \ln\left(\frac{W_0(t)}{S(t)}\right) - \mathbf{P}_t \right\}^2 \right] = 0, \quad (2.7)$$

одержуємо систему $6k+1$ лінійних рівнянь відносно коефіцієнтів a_{ij} , якими визначається функція впливу $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, h, d)$.

Далі по тексту всюди верхній індекс у лапках означає показник ступеню відповідної змінної, верхній індекс без лапок вказує порядковий номер відповідної змінної.

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \\ \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \sigma^{(1)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \sigma^{(1)}(t); \dots \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \sigma^{(k)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \sigma^{(k)}(t); \\ \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \theta^{(1)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \theta^{(1)}(t); \dots \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \theta^{(k)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \theta^{(k)}(t); \\ \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \nu^{(1)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \nu^{(1)}(t); \dots \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot \nu^{(k)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \nu^{(k)}(t); \\ \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot h^{(1)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot h^{(1)}(t); \dots \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot h^{(k)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot h^{(k)}(t); \\ \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot d^{(1)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot d^{(1)}(t); \dots \sum_{t=1}^n \mathbf{P}_t \cdot d^{(k)}(t) = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot d^{(k)}(t); \end{array} \right. \quad (2.8)$$

Для вирішення цієї системи рівнянь приводимо її до канонічного матричного вигляду:

$$\left| \begin{array}{cccc} A_0^0 & A_1^0 & \dots & A_i^0 \dots A_{6k}^0 \\ A_0^1 & A_1^1 & \dots & A_i^1 \dots A_{6k}^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_0^j & A_1^j & \dots & A_i^j \dots A_{6k}^j \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_0^{6k} & A_1^{6k} & \dots & A_i^{6k} \dots A_{6k}^{6k} \end{array} \right| \times \left| \begin{array}{c} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_{6k} \end{array} \right| = \left| \begin{array}{c} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_j \\ \vdots \\ y_{6k} \end{array} \right|, \quad (2.9)$$

де:

$$\begin{aligned} x_0 &= r, \\ x_1 &= a_1, x_2 = a_2, \dots, x_k = a_k, \\ x_{k+1} &= b_1, x_{k+2} = b_2, \dots, x_{2k} = b_k, \\ x_{2k+1} &= c_1, x_{2k+2} = c_2, \dots, x_{3k} = c_k, \\ x_{3k+1} &= \delta_1, x_{3k+2} = \delta_2, \dots, x_{4k} = \delta_4, \\ x_{4k+1} &= f_1, x_{4k+2} = f_2, \dots, x_{5k} = f_4, \\ x_{5k+1} &= g_1, x_{5k+2} = g_2, \dots, x_{6k} = g_4. \end{aligned}$$

праві частини системи рівнянь обчислюються за формулами:

$$\begin{aligned}
y_0 &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \\
y_1 &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \tau^{(1)}(t), \dots, y_k = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \tau^{(k)}(t); \\
y_{k+1} &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \sigma^{(1)}(t), \dots, y_{2k} = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \sigma^{(k)}(t); \\
y_{2k+1} &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \theta^{(1)}(t), \dots, y_{3k} = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \theta^{(k)}(t); \\
y_{3k+1} &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \nu^{(1)}(t), \dots, y_{4k} = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot \nu^{(k)}(t); \\
y_{4k+1} &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot h^{(1)}(t), \dots, y_{5k} = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot h^{(k)}(t); \\
y_{5k+1} &= \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot d^{(1)}(t), \dots, y_{6k} = \sum_{t=1}^n \ln \frac{S(t)}{W_0(t)} \cdot d^{(k)}(t);
\end{aligned} \tag{2.10}$$

Елементи матриці A обчислюються ітеративним шляхом за формулами:

$$A_i^j = \sum_{t=1}^n \alpha_i^j(t), \quad i = 0 \dots 6k; j = 0 \dots 6k; , \tag{2.11}$$

$$\alpha_i^0 = \begin{cases} [\tau(t)]^{(i)}, & i = 0 \dots k; \\ [\sigma(t)]^{(i-k)}, & i = (k+1) \dots 2k; \\ [\theta(t)]^{(i-2k)}, & i = (2k+1) \dots 3k; \\ [\nu(t)]^{(i-3k)}, & i = (3k+1) \dots 4k; \\ [h(t)]^{(i-4k)}, & i = (4k+1) \dots 5k; \\ [d(t)]^{(i-5k)}, & i = (5k+1) \dots 6k; \end{cases}, \tag{2.12}$$

$$\alpha_i^j(t) = \begin{cases} \alpha_i^{j-1}(t) \cdot \tau(t), & i = 0 \dots 6k, j = 1 \dots k; \\ \alpha_i^{j-k-1}(t) \cdot \sigma(t), & i = 0 \dots 6k, j = (k+1) \dots 2k; \\ \alpha_i^{j-2k-1}(t) \cdot \theta(t), & i = 0 \dots 6k, j = (2k+1) \dots 3k; \\ \alpha_i^{j-3k-1}(t) \cdot \delta(t), & i = 0 \dots 6k, j = (3k+1) \dots 4k; \\ \alpha_i^{j-4k-1}(t) \cdot h(t), & i = 0 \dots 6k, j = (4k+1) \dots 5k; \\ \alpha_i^{j-5k-1}(t) \cdot d(t), & i = 0 \dots 6k, j = (5k+1) \dots 6k; \end{cases} \quad (2.13)$$

Точне рішення системи рівнянь (2.9) потребує обчислення зворотної матриці A^{-1}

$$x = A^{-1} \times y, \quad (2.14)$$

Але при навчанні прогностичної моделі на ретроспективних базах даних великих об'ємів зворотна матриця A^{-1} у великому числі випадків виявляється сингулярною, внаслідок чого система рівнянь (2.9) стає нерозв'язною, що унеможлиблює навчання моделі. Запобігти цій ситуації можливо шляхом використання методу найменших квадратів для систем лінійних рівнянь. У цьому методі задача вирішення даної системи $Ax = y$ замінюється задачею мінімізації квадрата евклідової норми нев'язки $(Ax - y)^2 = \min$, тобто, шукаємо наближене рішення системи рівнянь. Існують різні алгебраїчні способи одержання таких рішень. В даній роботі використано один з найпростіших в реалізації класичний метод псевдоінверсної матриці Мура–Пенроуза [54, 55]. Алгоритм псевдоінвертування сингулярної матриці за цим методом має наступний вигляд:

1) Серед величин (y_0, y_1, \dots) знаходимо найменшу та визначаємо її номер $n \in 0, 1, 2, \dots$.

2) У матриці A виключаємо рядок зі знайденим номером n . Отримуємо нову матрицю B , у якої кількість рядків менша на одиницю, ніж кількість стовпців.

3) Транспонуючи, отримуємо матрицю B^T

4) Знаходимо добуток матриць $B^T \cdot x \cdot B = H$

5) Знаходимо визначник матриці H

6) Якщо визначник дорівнює нулю, повертаємось до п.1, але працюємо зі списком (y_0, y_1, \dots) , з якого виключено y_n , знайдений на попередньому кроці. І так доти, доки не отримаємо матрицю H не сингулярну.

7) Маємо: матрицю H , праві частини системи рівнянь (y_0, y_1, \dots) , з яких викинуто деякі величини на попередніх кроках, та останню матрицю B^T

8) Вирішуючи систему рівнянь

$$H \times x = B^T \times y, \quad (2.15)$$

отримуємо рішення, які підставляємо у (2.4), одержуємо часткові функції впливу у явному вигляді. Підставляючи ці функції у рівняння (2.3), одержуємо загальну функцію $F(\sigma, \varphi, v, \theta, h, d)$ впливу метеорологічних факторів на потік сонячної енергії, під впливом якого виробляється фотоелектрична енергія. У цій моделі функція $F(\sigma, \varphi, v, \theta, h, d)$ відіграє роль оператора, під впливом якого, згідно рівнянню (2.1), сонячна енергія перетворюється в електричну.

2.2 Розробка методів зменшення залежності результатів навчання прогностичної моделі від похибок метеорологічних прогнозів

Розглянута вище поліноміальна прогностична модель процесу фотогоальванічного перетворення сонячної енергії в електричну забезпечує мінімальне середньоквадратичне відхилення прогнозованого виробітку електроенергії від фактичного тільки за умов відсутності помилок впливових факторів, перш за все метеорологічних, які використовуються при прогностичному моделюванні. При цьому, якщо помилка метеопрогнозу на поточну прогнозовану годину призводить до додаткової похибки прогнозу виробітку електроенергії лише на цю годину, то така саме помилка у ретроспективній базі даних, що використовується для навчання моделі, негативно і значно в більшій мірі впливає на якість прогнозу в цілому. Це вказує на актуальність додаткових заходів, направлених на зменшення

залежності результатів навчання прогностичної моделі від помилок метеорологічних прогнозів.

2.2.1 Розробка методу децимації навчальної послідовності шляхом видалення неправдоподібних даних (довірчий прогноз)

Навчальна послідовність це лінійно упорядкована послідовність ретроспективних даних, які характеризують кожну годину навчального періоду. Сюди відносяться метеорологічні дані, усереднені на цій годині а також величина фактично виробленої за цю годину електроенергії $W_0(t)$.

Первинне навчання моделі здійснюється з використанням цих даних, а також даних, які характеризують місце розташування станції, за методами, які викладено у попередніх розділах. За результатами навчання будується функція впливу $F(\sigma, \varphi, v, \theta, h, d)$ і обчислюються значення прогнозованого на кожну годину навчальної послідовності виробітку електроенергії $W(t)$. Зважаючи на можливість появи у навчальній послідовності недостовірних даних, необхідно прийняти міри для їх видалення та повторного навчання моделі. Процедура довірчого прогнозу включає наступні операції:

1. Оцінка величини середньої абсолютної помилки прогнозу на всьому періоді навчальної послідовності після первинного навчання моделі:

$$\bar{\Delta} = \frac{\sum |W(t) - W_0(t)|}{N}, \quad (2.16)$$

де N – кількість врахованих годин навчальної послідовності.

2. Оцінка величини середньоквадратичного відхилення середньої абсолютної помилки:

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum (\bar{\Delta} - |W(t) - W_0(t)|)^2}{N(N-1)}}, \quad (2.17)$$

3. Одержання величини довірчого відхилення помилки:

$$s = CF \cdot \delta, \quad (2.18)$$

де CF – параметр довірчого прогнозу, який будемо називати *коефіцієнтом довіри*. Він вказує на те, яке відхилення від середньої абсолютної помилки прогнозу можна вважати правдоподібним.

4. Виявлення неправдоподібного прогнозу:

$$|W(t) - W_0(t)| = \begin{cases} > (s + \bar{\Delta}) - \text{прогноз не правдоподібний,} \\ \leq (s + \bar{\Delta}) - \text{прогноз правдоподібний.} \end{cases}, \quad (2.19)$$

5. Знаходимо кількість неправдоподібних прогнозів ν . Якщо $\nu \leq FD \cdot N$, де FD – другий параметр довірчого прогнозу, (який будемо називати *коефіцієнтом видалення хибних даних*), виключаємо всі знайдені хибні дані з навчальної послідовності та виконуємо поліноміальний прогноз другого наближення. Якщо $\nu > FD \cdot N$, здійснюємо сортування всіх хибних даних за спаданням та виключаємо з навчальної послідовності $\nu' \leq 0,1N$ хибних даних з найбільшим відхиленням від середньої абсолютної помилки. Далі виконуємо поліноміальний прогноз другого наближення.

6. Повторюємо процедуру виключення хибних даних доки в навчальній послідовності не зникнуть хибні дані, або з навчальної послідовності не буде виключено $FD \cdot N$ даних.

2.2.2 Розробка методу рефлексивного навчання прогностичної моделі

Сучасна система метеорологічного прогнозування базується не стільки на безпосередніх вимірюваннях на об'єкті прогнозування скільки на цифрових гідродинамічних моделях прогнозу погоди [56]. Тому дані, які наша прогностична модель одержує з метеорологічних серверів, можуть відрізнятися від фактичного стану погоди в місці розташування станції. В наслідок цього навчальна послідовність включає дані, які можуть в значній мірі відрізнятися від фактичних. Найбільший вплив на результат прогнозування виробітку електричної енергії виявляє рівень хмарності $\sigma(t)$.

Тому для одержання якісних прогнозів необхідно мати можливість корегувати навчальну послідовність у напрямку підвищення достовірності рівня хмарності. З цією ціллю в даній роботі розроблено метод *рефлексивного навчання прогностичної моделі*. Ідея цього методу полягає у наступному. Оскільки виробіток електроенергії фотогальванічною станцією залежить від рівня хмарності в значно більший мірі ніж від інших факторів, можна у першому наближенні нехтувати всіма цими факторами. З цієї точки зору виробіток електроенергії на розрахунковій годині майже однозначно характеризує фактичний середній рівень хмарності на тій самій годині. Якби нам була відома точна формула залежності виробітку електроенергії від рівня хмарності, можна було б, зробивши необхідні математичні перетворення, одержати зворотну формулу залежності хмарності від фактичного виробітку електроенергії, який точно фіксується системою комерційного обліку. Хоча ми не маємо такої точної формули, але поліноміальна модель, розглянута вище, дає нам середньостатистичну функцію впливу рівня хмарності на рівень виробітку електроенергії. Конвертуючи цю функцію зворотнім математичним перетворенням можна одержати наближене значення середньої хмарності у розрахункову годину в місці розташування станції і використати одержане значення в якості елемента навчальної послідовності. Така цілеспрямована послідовність зворотних та прямих перетворень в процесі самонавчання відповідає поняттю рефлексивного навчання.

Виходимо з того, що на момент початку процедури рефлексивного навчання, побудовано поліноміальну модель (див. розділ 2.1) і, отже, відомі часткові функції впливу, а також видалено неправдоподібні дані з навчальної послідовності (2.19).

У поліноміальній моделі прогнозований виробіток електроенергії визначається виразом (2.1): $W(t) = S(t)F(\sigma(t), \varphi(t), \nu(t), \theta(t), h(t), d(t))$

Враховуючи факторизацію функції впливу F , представимо її у вигляді добутку функції впливу хмарності $f_1(\sigma)$ на функцію впливу всіх інших факторів:

$$\begin{aligned} & F'(\varphi(t), v(t), \theta(t), h(t), d(t)) \\ W(t) &= S(t) \cdot f_1(\sigma) \cdot F'(\varphi(t), v(t), \theta(t), h(t), d(t)), \end{aligned} \quad (2.20)$$

Домінуючий вплив хмарності на результат прогнозу означає, що при зміні рівня хмарності з $\sigma(t)$ на такий рівень $\sigma^*(t)$, при якому прогноз дорівнює факту, зміною функції $F'(\varphi(t), v(t), \theta(t), h(t), d(t))$ можна нехтувати:

$$W_0(t) = S(t) \cdot f_1(\sigma^*) \cdot F'(\varphi(t), v(t), \theta(t), h(t), d(t)), \quad (2.21)$$

Виходячи з рівнянь (2.20, 2.21), одержимо значення функції впливу хмарності, яке вона повинна мати для того, щоб прогноз дорівнював факту:

$$f_1(\sigma^*) = \frac{W_0(t)}{W(t)} \cdot \exp\left\{-\left(a_{10} + a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2 + \dots + a_{1k}\sigma^k\right)\right\}, \quad (2.22)$$

Вважаємо, що це значення функція впливу хмарності одержує лише за рахунок зміни рівня хмарності при незмінних поліноміальних коефіцієнтах. Виходячи з цього маємо рівняння, з якого можна одержати рефлексивний рівень хмарності σ^* , тобто таке його значення при якому прогноз дорівнює факту.

$$\begin{aligned} & a_{11}(\sigma^*)^1 + a_{12}(\sigma^*)^2 + \dots + a_{1k}(\sigma^*)^k = \\ & \left(a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2 + \dots + a_{1k}\sigma^k\right) \cdot \ln\left(\frac{W(t)}{W_0(t)}\right), \end{aligned} \quad (2.23)$$

У загальному випадку маємо рівняння високого порядку. Однак, враховуючи наближений характер всіх обчислень, можна замінити поліном високого порядку на поліном першого порядку:

$$a_{11}(\sigma^*)^1 + a_{12}(\sigma^*)^2 + \dots + a_{1k}(\sigma^*)^k + \dots \approx a \cdot \sigma^*, \quad (2.24)$$

за умовою мінімізації середньоквадратичного відхилення першого від другого на всій множині значень $\sigma^* = \{0 \dots 1\}$:

$$\int_0^1 \left[\left(a_{11} (\sigma^*)^1 + a_{12} (\sigma^*)^2 + \dots + a_{1k} (\sigma^*)^k \right) - a \cdot \sigma^* \right]^2 d\sigma^* \rightarrow \min, \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial}{\partial a} \int_0^1 \left[\left(a_{11} (\sigma^*)^1 + a_{12} (\sigma^*)^2 + \dots + a_{1k} (\sigma^*)^k \right) - a \cdot \sigma^* \right]^2 d\sigma^* = 0, \quad (2.26)$$

З цього рівняння знаходимо коефіцієнт a :

$$a = a_{11} + \frac{3}{4}a_{12} + \frac{3}{5}a_{13} + \frac{3}{6}a_{14} + \dots + \frac{3}{k+2}a_{1k}, \quad (2.27)$$

Алгоритм рефлексивного навчання

1. Для точок навчальної послідовності, де виконуються умови:

$$W_0(t) \neq 0, W(t) \neq 0, \text{ а також } \frac{W_0(t)}{W(t)} \geq \frac{1}{1-RF} \text{ або } \frac{W_0(t)}{W(t)} \leq 1-RF,$$

де $0 \leq RF < 1$ – коефіцієнт, що вказує допустимий рівень відхилення прогнозу від факту) знаходимо такі значення σ^* , при яких рефлексивний прогноз дорівнює факту.

$$\sigma^*(t) = \frac{\ln \frac{W}{W_0} + a_{11}\sigma + a_{12}\sigma^2 + \dots}{a_{11} + \frac{3}{4}a_{12} + \frac{3}{5}a_{13} + \frac{3}{6}a_{14} + \dots}, \quad (2.28)$$

Якщо одержуємо $\sigma^*(t) \leq 0$, то приймаємо $\sigma^* = 0$, Якщо одержуємо $\sigma^*(t) \geq 1$, то приймаємо $\sigma^* = 1$.

2. Проводимо навчання моделі із використанням у навчальній послідовності отриманих значень скоригованої хмарності. В результаті отримуємо скореговані значення поліноміальних коефіцієнтів функції впливу, з використанням якої отримуємо скоригований прогноз.

2.3 Побудова ансамблевої прогностичної моделі

Спираючись на велику низку, проведених на даний час досліджень, можна стверджувати, що найбільш ефективні результати погодинного прогнозу на день наперед досягаються при використанні ансамблевих методів прогнозування. До таких методів відносяться, наприклад, Quantile Random

Forest [51], Gradient Boosting [49]; Ensemble Models [57]. Ідея ансамблевого методу прогнозування в тому, щоб остаточний прогноз одержувався як результат усереднення прогнозів деякої множини (ансамбля) прогностичних моделей. Такий підхід відштовхується від концепції «мудрості натовпу» яка була популяризована фінансовим аналітиком Джеймсом Суравецки в однойменній книзі [58], що була опублікована у 2005 році. Згідно цієї концепції збільшення кількості, незалежно один від одного прогнозуючих одиниць ансамблю, збільшує точність одержаних прогнозів.

Але, як показали результати використання таких прогностичних схем як, скажімо, «градієнтний бустінг», незалежність прогнозуючих одиниць ансамблю не являється обов'язковою умовою досягнення точних прогнозів. Цілеспрямована побудова мережі моделей у напрямку підвищення вірогідної точності прогнозу дає не гірший (якщо не кращий) результат.

В даній роботі пропонується новий принцип побудови прогностичного ансамблю, в якому послідовно збільшується та зменшується кількість моделей, з яких спочатку складається ансамбль. Ці моделі змішуються в ансамблі та з них відбираються найкращі за критерієм мінімальної середньої абсолютної помилки прогнозу. Цей процес продовжується, доки не буде знайдено остаточний прогноз.

2.3.1 Кумулятивний ансамбль прогностичних моделей

Структура кумулятивного ансамблю (рис. 2.2) складається з прогностичних моделей, побудованих за методами, що наведено вище.

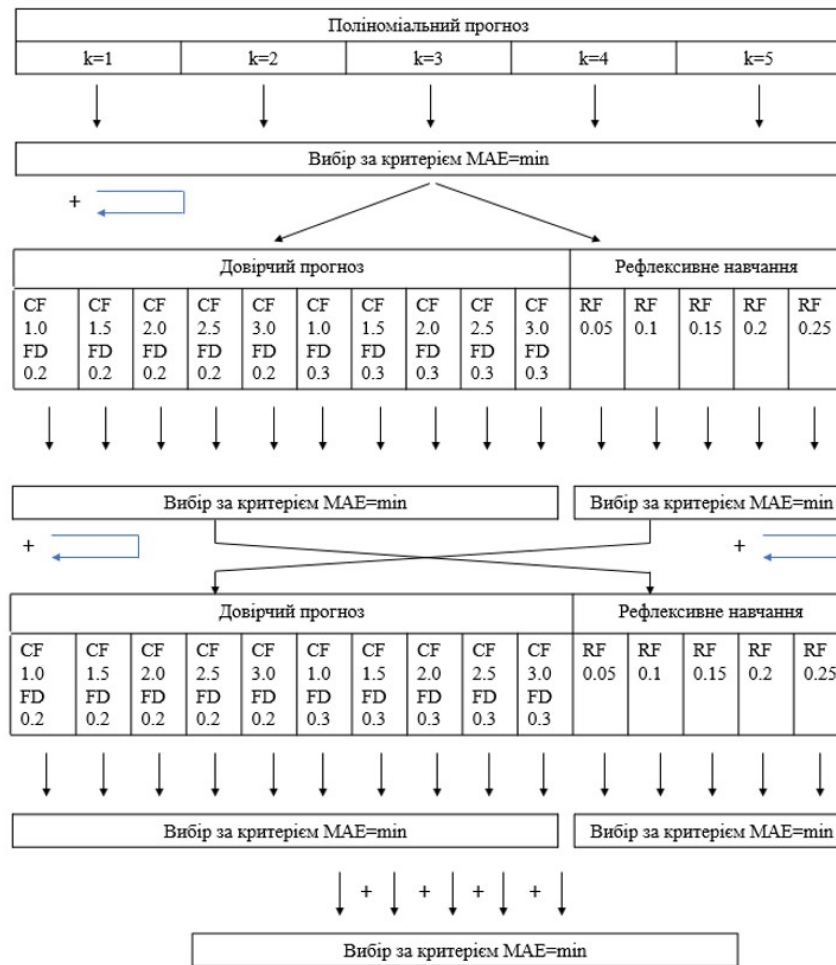


Рисунок 2.2 – Структурна схема кумулятивного прогностичного ансамблю

Базовими являються поліноміальні моделі, які відрізняються показниками ступеню поліному. Одержані ними прогнози порівнюються за величиною середньої абсолютної помилки прогнозу MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{\sum_t |W^*(t) - W(t)|}{W(t)}, \quad (2.29)$$

За результатом порівняння знаходиться модель, яка дає прогноз з мінімальним MAE . Ця модель методами «довірчого прогнозування», який викладено у підрозділі 2.2.1, перетворюється на низку моделей, одержаних за різними значеннями параметрів CF та FD , а методами «рефлексивного навчання», який викладено у підрозділі 2.2.2 – на низку моделей, одержаних за

різними значеннями параметру RF. У кожній з двох вказаних груп моделей знаходиться найкраща за критерієм $MAE = min$. Тепер найкраща модель з групи «довірчого прогнозування» перетворюється на низку моделей методами «рефлексивного навчання», а найкраща модель з групи «рефлексивного навчання» перетворюється на низку моделей методами «довірчого прогнозування». В кожній із одержаних груп знаходяться найкращі за критерієм $MAE = min$. На остаточному етапі порівнюються п'ять прогнозів (два останніх, а також три проміжних) і знаходиться найкращий за критерієм $MAE = min$. Крім того формується нова поліноміальна модель, шляхом усереднення функцій впливу відібраних п'яти моделей.

$$F = \sum w_i F_i,$$

$$w_i = \left(1 - \frac{MAE_i}{\sum_{i=1}^m MAE_i} \right) / (m-1), m=5 \quad (2.30)$$

Цією моделлю здійснюється ще один поліноміальний прогноз, який порівнюється з прогнозом, відібраним за критерієм $MAE = min$.

За результатами цього порівняння відбирається та модель, яка дає найкращий прогноз.

2.3.2 Розширення ансамблю прогностичних моделей

Наведена у попередньому підрозділі структура прогностичного ансамблю базується виключно на поліноміальній моделі, яка варіюється за рахунок використання різних методів та різних параметрів навчання. При такому обмеженні області пошуку, виявлена у якості остаточної, прогностична модель може опинитися не найкращою. Для подолання цього недоліку, розроблений ансамбль, доповнено прогностичною моделлю, яка реалізує алгоритм прогнозування, принципово відмінний від поліноміального. Структура розширеної прогностичної моделі показана на рис. 2.3.

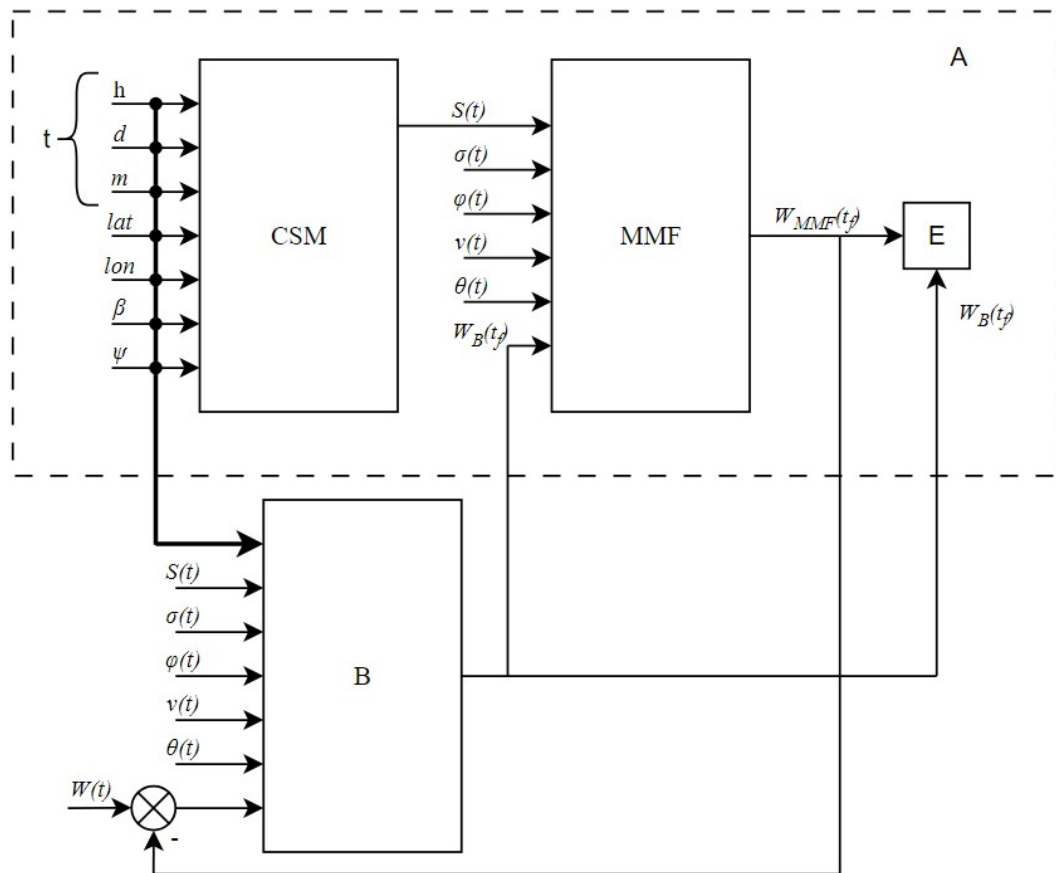


Рисунок 2.3 – Структура розширеної прогностичної моделі фотоелектричної – станції

Модель, яка розглядалась у попередніх розділах показана на цій схемі у вигляді блоку А. Вона включає дві моделі CSM та MMF. Модель CSM (Clear Sky Model) описує залежність величини сонячної електроенергії (яка могла б бути отримана при абсолютно ясному небі) від взаємного розташування Сонця, Землі та умовної точки на її поверхні, що вказує місце геолокації фотоелектричної станції, що моделюється. Ця залежність у моделі розглядається фізично. Вхідними змінними моделі є момент часу, представлений як година (h), день (d), місяць (m), параметри геолокації станції – довгота (lon) і широта (lat), а також кут нахилу β та полярний кут ψ сонячних панелей. Модель MMF (Model of influence of meteorological factors) є ансамблева прогностична модель впливу на рівень генерації електроенергії таких факторів як хмарність $\sigma(t)$, вологість $\varphi(t)$, сонячна

інсоляція $\theta(t)$, швидкість вітру $v(t)$ і т.д. У цій моделі аналітико–статистичний підхід з використанням псевдоінверсної теорії Мура–Пенроуза, що мінімізує середньоквадратичне відхилення прогнозу від фактичного рівня генерації, поєднується у прогностичному ансамблі із підходом «рефлексивного навчання» та підходом «довірчого прогнозу». Такий ансамблевий підхід певною мірою знижує чутливість моделі до помилок метеорологічного прогнозу хмарності, що використовується під час її навчання.

Для підвищення точності прогнозів пропонується [59] доповнити ансамбль прогностичних моделей, що використовуються в структурі ММФ, новою моделлю (блок В на рис.2.3), охопивши всю систему негативним зворотним зв'язком за прогнозованим значенням вироблення електроенергії $W_{MMF}^*(t)$. Вхідними для блоку В є метеорологічні дані, величина сонячної інсоляції $S(t)$, момент часу, а також різниця величин прогнозованої $W^*(t)$ та фактично виробленої $W_0(t)$ електроенергії. Прогноз, що формується блоком В, надходить на вхід ММФ і включається в ансамбль прогнозів цієї моделі. Результируючий прогноз є виваженою сумою всіх складових ансамблю.

В якості базової математичної структури, яка була модифікована в ході вирішення поставленого завдання, було обрано досить популярний метод прогнозування, відомий [45] як «Метод k – найближчих сусідів». Суть методу k –найближчих сусідів у тому, що конкретні метеорологічні умови на годину прогнозу, швидше за все, призведуть до такого вироблення електроенергії яка буде дуже близька до тієї, що була в минулому, коли були схожі погодні умови. Відповідно, при формуванні прогнозу з ретроспективної бази даних автоматично здійснюється вибірка k наборів метеоданих, які є найбільш близькими до тих, що характерні для розрахункової години. Чисельною характеристикою близькості тут є евклідова міра d_i у вигляді виваженої суми квадратів відхилень метеоданих на момент часу $t = t_1 \dots t_k$ з k – вибірки від

відповідних метеоданих, отриманих для години, що прогнозується, на заданий момент часу t_f .

$$d_t = \left[\frac{S_t - S(h_f)}{S_t + S(h_f)} \right]^2 + \left(\frac{\sigma_t - \sigma_f}{\sigma_t + \sigma_f} \right)^2 + \left(\frac{\tau_t - \tau_f}{\tau_t + \tau_f} \right)^2 + \left(\frac{v_t - v_f}{v_t + v_f} \right)^2 + \left(\frac{h_t - h_f}{h_t + h_f} \right)^2 + \left(\frac{\theta_t - \theta_f}{\theta_t + \theta_f} \right)^2, \quad (2.31)$$

Значення годинних виробок електроенергії, що відповідають знайденим найближчим прогнозам, об'єднуються зваженим підсумовуванням (наприклад, шляхом надання більшого значення тим, що відповідають найбільш схожим погодним умовам) для отримання єдиного прогнозу вироблення електроенергії. Назва методу відбиває його суть. Так само як територіальна близькість нашого сусіда в просторі виражається евклідовою мірою відстані (сумою квадратів різниці координат), також близькість моменту, взятого з бази ретроспективних даних, прогнозованому моменту виражається сумою квадратів різниць відповідних метеоданих. Цей досить простий метод прогнозування дає задовільні результати за умови досить точних метеорологічних прогнозів погоди. Якщо прогноз погоди допускає суттєві помилки, точність методу k – найближчих сусідів різко знижується.

Запропонована ідея [59], модифікації цього методу полягає в тому, щоб відібрані k прогнозів у минулому задовольняли умові близькості не тільки за погодними умовами, а й з урахуванням відхилення фактичного вироблення електроенергії на момент часу $t = t_1 \dots t_k$ від тієї, що прогнозувалася для відповідних k годин моделлю MMF на той самий час.

$$d_t^* = d_t + \left(\frac{W_{MMF}^*(t) - W_t}{W_{MMF}^*(t) + W_t} \right)^2, \quad (2.32)$$

Ця незначна в математичному відношенні модифікація методу « k – найближчих сусідів» кардинально змінює у системному відношенні як процес прогнозування, так і його результати. Перенесення результатів прогнозування по петлі зворотного зв'язку з виходу моделі на її вхід і використання цих

результатів для корекції прогнозу робить процес прогнозу ітеративним, що у поєднанні з відбором даних для навчання, що відповідають найбільш точним прогнозам, створює тенденції отримання прогнозів вироблення електроенергії, найменш спотворених помилками метеопрогнозу. Далі, як і в методі « k – найближчих сусідів» [45], знаходимо найменшу (не рівну нулю) евклідову міру відхилення:

$$D_T = \min\{D_t > 0\}, t = t_1 \dots t_k, \quad (2.34)$$

Знаходимо нормалізовані ваги відхилень, обрані відповідно до ядра гаусової подібності:

$$w_t = \frac{\exp\left\{-\frac{d_t^*}{\sigma^2 \cdot D_T}\right\}}{\sum_1^k \exp\left\{-\frac{d_t^*}{\sigma^2 \cdot D_T}\right\}}, \quad (2.34)$$

де $\sigma = 2$.

Для кожного моменту часу з k -вибірки $t = t_1 \dots t_k$ обчислюємо відношення фактичної генерації до енергії сонячної інсоляції.

$$\delta_t = \frac{W_t}{S_t}, \quad (2.35)$$

Знаходимо, прогнозовану блоком В, величину виробітку електроенергії для розрахункової години:

$$W_B^*(t_f) = S_f \cdot \sum_{t=1}^k w_t \cdot \delta_t, \quad (2.36)$$

Головна відмінність запропонованого методу прогнозування від відомого методу « k – найближчих сусідів» у тому, що при визначенні міри близькості ретроспективних даних та даних, що характеризують прогнозований момент часу, в запропонованому методі враховується додатковий фактор, який характеризує якість ретроспективних даних. Зважаючи на це, бажано щоб назва запропонованого методу враховувала його відмінність від відомого методу. Виходячи з цього, звернемо увагу на підхід,

який використовують батьки школярів, рекомендуючи їм вибрати друзів однокласників, не лише близьких за деякими критеріями, а й із високими результатами успішності. Ця непряма аналогія дає підстави назвати новий метод прогнозування методом *k* – друзів однокласників, скорочено – *k*-FC (*k*–*friends classmates*) – метод.

Прогноз $W_B^*(t_f)$, одержаний блоком В з використанням *k*-FC – методу, об'єднується з прогнозом $W_{MMF}^*(t_f)$, який був одержаний за допомогою ММФ моделі.

$$W^*(t_f) = E \cdot W_{MMF}^*(t_f) + (1 - E) \cdot W_B^*(t_f), \quad (2.37)$$

де E – коефіцієнт змішування прогнозів у ансамблі.

Цей коефіцієнт визначено за умовою мінімального середньоквадратичного ухилення прогнозу генерації електроенергії від фактичного рівня її виробітку на вибірці з навчальної послідовності.

$$\sum_t \left[E \cdot W_{MMF}^*(t_f) + (1 - E) \cdot W_B^*(t_f) - W_0(t) \right]^2 = \min, \quad (2.38)$$

За результатами проведених експериментів виявлено найбільш доцільне значення цього коефіцієнту в залежності від рівня хмарності:

$$E = \begin{cases} 0,286, & \text{якщо хмарність не перевищує 60\%} \\ 0,714, & \text{якщо хмарність перевищує 60\%} \end{cases}, \quad (2.39)$$

Це означає, що при відносно великій хмарності (більш ніж 60%), поліноміальна модель дає більш точний прогноз ніж *k*-FC– модель, а при малій хмарності – навпаки. Такий результат можна пояснити тим, що при зниженні рівня хмарності близькість впливових факторів, якими характеризуються фотогальванічний процес на годину прогнозування і на відповідну годину в минулому, стає все більш вагомим свідомством близькості відповідних величин виробітку електроенергії. Цей результат також свідчить про ефективність розширення прогностичного ансамблю моделями, що базуються на несхожих методах прогнозування.

2.4 Висновки до розділу 2

1. Створено аналітичну розрахункову платформу для побудови прогностичних моделей фотогальванічного процесу перетворення сонячної енергії в електричну. На основі запропонованої автором гіпотези факторизації функцій впливу, розроблено методику і відповідне програмне забезпечення для побудови моделей будь якої розмірності з використанням для навчання ретроспективної бази даних будь якого об'єму.

2. Обчислення поліноміальних коефіцієнтів моделі за допомогою псевдоінверсної теорії Мура – Пенроуза надало можливість побудови моделей за умов сингулярності характеристичної матриці моделі, що має місце при великих об'ємах ретроспективної бази даних.

3. Розроблено методи зменшення впливу помилок метеопрогнозів на результати навчання прогностичних моделей:

- шляхом децимації недостовірних даних навчальної послідовності;
- шляхом виправлення недостовірних даних методом рефлексивного навчання, який запропоновано в роботі;
- шляхом перенесення результатів прогнозування по петлі зворотного зв'язку з виходу поліноміальної моделі на вхід ансамблю моделей і використанням цих даних для корекції прогнозу за модифікованим автором методом «к-найближчих сусідів».

4. Розроблено структуру та принцип побудови кумулятивного ансамблю прогностичних моделей, в якому за рахунок послідовних децимацій недостовірних даних, рефлексивного навчання, цілеспрямованого відбору та усереднення параметрів моделей здійснюється побудова оптимальної прогностичної моделі, яка забезпечує підвищення точності прогнозування.

5. Сформульовано два наукових положення:

- функція впливу вхідних метеорологічних факторів на рівень щогодинного виробітку електроенергії визначається у вигляді добутку незалежних одна від одної часткових функцій впливу кожного з врахованих

факторів. Цим забезпечується можливість побудови поліноміальної прогностичної моделі будь якої розмірності;

– корекція хибних вхідних метеорологічних даних шляхом цілеспрямованої децимації навчальної послідовності у поєднанні з рефлексивним навчанням прогностичної моделі методом зворотного математичного перетворення функції впливу метеорологічних факторів підвищує точність прогнозів.

РОЗДІЛ 3

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГНОСТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОЦЕСІВ ФОТОГАЛЬВАНІЧНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ СОНЯЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

3.1 Аналіз вхідних метеорологічних даних та дослідження їх впливу на процес фотогальванічного перетворення сонячної енергії

3.1.1 Перевірка гіпотези факторизації функції впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку електроенергії фотогальванічною станцією

Згідно прийнятої при побудові прогностичної моделі гіпотези функція $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$ впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку електроенергії фотогальванічною станцією факторизується і має вигляд добутку часткових функцій впливу (2.2). Це означає, що вплив кожного фактору на величину виробленої електроенергії враховується незалежно від інших факторів, які присутні у якості аргументів функції впливу $F(\sigma, \varphi, \nu, \theta, \dots)$.

Для перевірки цієї гіпотези виконано дослідження взаємних кореляційних зв'язків між факторами, які враховуються прогностичною моделлю.

У якості розрахункової бази експериментальних даних у роботі використано ретроспективну базу метеорологічних даних, які було зареєстровано системою моніторингу на діючій фотогальванічній станції в Дніпропетровському регіоні. Дані станції наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Номінальні дані сонячної електростанції (СЕС)

Інформація про СЕС	
Широта/довгота (у десятковому	Не розголошується

форматі)	
Висота над рівнем моря, м	78
Умови ділянки (рівний, пагорби, затінення тощо)	рівна
Початок експлуатації СЕС (місяць/рік)	1-ша черга – 06/2018 2-га черга – 10/2019
Фотоелектричні модулі ФЕМ	
Тип (модель):	DHP60–270W
Номінальна потужність[Вт–пік]:	270
Кіл-ть ФЕМ на СЕС	7844
Інвертор	
Виробник:	Schneider Electric's
Модель:	CONEXT CL–60, CONEXT 25
Євро-ефективність [%]:	Peak 98,5%, 98,3%
Кіл-ть/потужність інверторів:	13шт, – 60 (66 – пік) кВт, 40шт – 25 кВт
Кіл-ть стрингів на інвертор:	60 кВт – 14, 25 кВт – 4
Кіл-ть ФЕМ у стрингі/секціях:	60 кВт – 22шт, 25 кВт – 24шт
Трансформатор	
Номінальна потужність[кВА]:	1000 x 2
СЕС	
Загальна панельна потужність (кіл-ть ФЕМ×пік.потужність ФЕМ) [кВт–пік]:	2117,88
Опорні конструкції ФЕМ (фіксовані)	
Тип: (статичний, чи змінний)	статичний
Кут нахилу до горизонту, град:	27
Азимут, град:	180

Детальні дані про метеорологічний стан довкілля в місці розташування станції, одержані у 2022–2023 роках. На рис. 3.1 показано кореляційні діаграми, побудовані за цими даними.

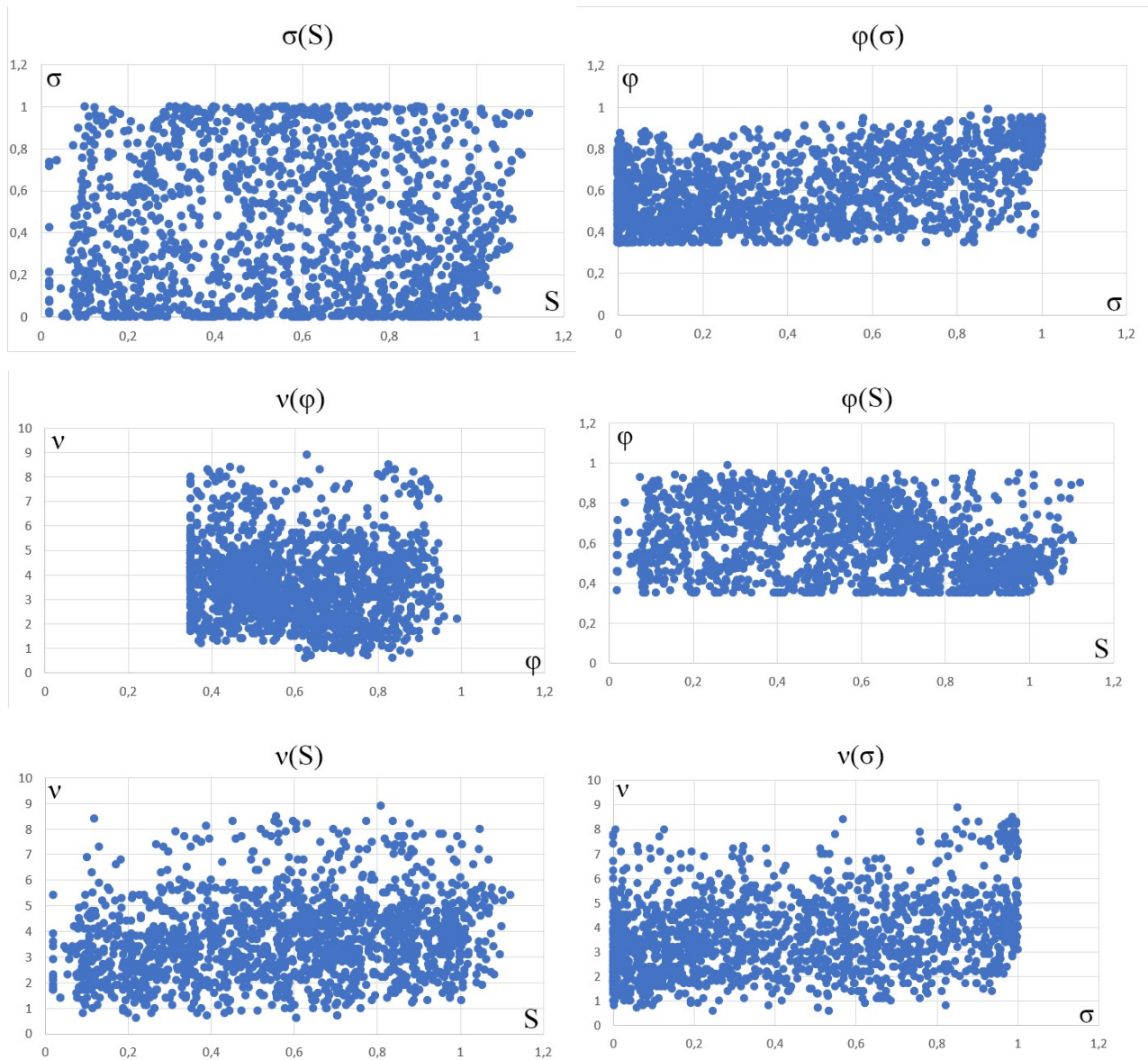


Рисунок 3.1 – Взаємні кореляційні діаграми факторів, що впливають на виробіток електроенергії

де $\sigma(S)$ – хмарність – інсоляція;

$\varphi(\sigma)$ – вологість – хмарність;

$\nu(\varphi)$ – швидкість вітру – вологість;

$\varphi(S)$ – вологість – інсоляція;

$\nu(S)$ – швидкість вітру – інсоляція;

$v(\sigma)$ – швидкість вітру – хмарність.

У якості критерію рівня взаємної кореляції будемо використовувати коефіцієнт детермінації – квадрат коефіцієнта кореляції Пірсона [60, 61].

$$r(Y, \hat{Y})^2 = \frac{\sum_i (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_i (Y_i - \bar{Y})^2}, \quad (3.1)$$

де \hat{Y}_i – середньозважене значення регресії;

Квадрат коефіцієнта кореляції обчислює частку варіативності змінної Y , яка пояснюється зміною X в простій лінійній регресії. У нашому випадку в якості змінних Y та X враховуються фактори, між якими досліджується рівень детермінації, як це показано у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Коефіцієнти взаємної детермінації метеорологічних факторів

	σ	φ	v	θ
σ	$r(\sigma, \hat{\sigma})^2 = 1$	$r(\sigma(\varphi), \hat{\sigma})^2$	$r(\sigma(v), \hat{\sigma})^2$	$r(\sigma(\theta), \hat{\sigma})^2$
φ	$r(\varphi(\sigma), \hat{\varphi})^2$	$r(\varphi, \hat{\varphi})^2 = 1$	$r(\varphi(v), \hat{\varphi})^2$	$r(\varphi(\theta), \hat{\varphi})^2$
v	$r(v(\sigma), \hat{v})^2$	$r(v(\varphi), \hat{v})^2$	$r(v, \hat{v})^2 = 1$	$r(v(\theta), \hat{v})^2$
θ	$r(\theta(\sigma), \hat{\theta})^2$	$r(\theta(\varphi), \hat{\theta})^2$	$r(\theta(v), \hat{\theta})^2$	$r(\theta, \hat{\theta})^2 = 1$

Достовірність гіпотези факторизації будемо оцінювати середньоквадратичним коефіцієнтом Пірсона:

$$\begin{aligned} \bar{r} &= \frac{1}{6} \left[r(\varphi(\sigma), \hat{\varphi})^2 + r(v(\sigma), \hat{v})^2 + r(v(\varphi), \hat{v})^2 + r(S(\sigma), \hat{S})^2 + r(S(\varphi), \hat{S})^2 + r(S(v), \hat{S})^2 \right] = \\ &= \frac{1}{6} \left[r(\sigma(\varphi), \hat{\sigma})^2 + r(\sigma(v), \hat{\sigma})^2 + r(\sigma(S), \hat{\sigma})^2 + r(\varphi(v), \hat{\varphi})^2 + r(\varphi(S), \hat{\varphi})^2 + r(v(S), \hat{v})^2 \right], \quad (3.2) \end{aligned}$$

Результати кореляційного аналізу показані у таблиці 3.2.

Таблиця 3.3 – Результати кореляційного аналізу метеорологічних факторів

Коефіцієнт детермінації	σ	φ	ν	S
σ	1	0,240	0,060	0,000219
φ	0,240	1	0,005	0,068
ν	0,060	0,005	1	0,048
S	0,000219	0,068	0,048	1

Як можна бачити з таблиці 3.3, взаємна детермінація факторів що впливають достатньо низька. Середньоквадратичний коефіцієнт Пірсона прогностичної моделі за одержаними експериментальними даними дорівнює 0,0702. Низький рівень взаємної детермінації метеорологічних факторів свідчить про низький рівень залежності один від одного факторів, які впливають на виробіток електроенергії, що підтверджує можливість факторизації функції впливу, чим саме і підтверджується гіпотеза факторизації. Але все ж таки, результат кореляційного аналізу вказує на відносно велику взаємну детермінацію факторів «вологість – хмарність»: $r(\varphi, \sigma) = 0,24$. Для врахування залежності виробітку електроенергії від комбінацій цих факторів доповнимо часткові одно-факторні функції впливу $f(\sigma)$, $f(\varphi)$, $f(\nu)$, $f(S)$ ще двофакторною функцією $f(\varphi \cdot \sigma)$.

3.1.2 Дослідження часткових функцій впливу

Для дослідження залежності рівня виробітку електроенергії фотогальванічною станцією від факторів, які впливають на цей рівень, в роботі проведено експериментальне моделювання розробленим поліноміальним методом, розглянутим у другому розділі, діючих станцій потужністю 0,45 мВт, 1,0 мВт, та 5,7 мВт. За критерієм мінімального середньоквадратичного відхилення для поліномів різних ступенів одержано

часткові функції впливу, які саме і характеризують залежність, що досліджується. Часовий інтервал, на якому здійснювалась обробка даних навчальної послідовності дорівнює 10 місяцям. За результатами навчання прогностичних моделей станцій ансамблевим методом, який було розглянуто у другому розділі, одержано наступні результати.

3.1.2.1 Часткові функції впливу, одержані для станції потужністю 0,45мВт

Найменша середня абсолютна помилка прогнозів MAE на інтервалі навчального періоду досягається при моделюванні станції поліномом третього ступеню. При цьому часткові функції впливу метеорологічних факторів мають вигляд:

$$\left\{ \begin{array}{l} f(\sigma) = \exp\left\{-\left(a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2 + a_{13}\sigma^3\right)\right\} \\ f(\varphi) = \exp\left\{-\left(a_{21}\varphi^1 + a_{22}\varphi^2 + a_{23}\varphi^3\right)\right\} \\ f(v) = \exp\left\{-\left(a_{31}v^1 + a_{32}v^2 + a_{33}v^3\right)\right\} \\ f\left(\frac{S}{P_H}\right) = \exp\left\{-\left(a_{41}d^1 + a_{42}d^2 + a_{43}d^3\right)\right\} \\ f(\sigma \cdot \varphi) = \exp\left\{-\left(a_{51}d^1 + a_{52}d^2 + a_{53}d^3\right)\right\} \end{array} \right. , \quad (3.3)$$

Таблиця 3.4 – Поліноміальні коефіцієнти функції впливу для станції потужністю 0,45 мВт

a_{ij}	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$
$j=1$	-15,298	-0,284	10,212	-3,012	1,308
$j=2$	36,449	1,037	-173,98	3,206	-1,609
$j=3$	-23,413	0,15	742,053	-1,168	2,23

3.1.2.2 Часткові функції впливу, одержані для станції потужністю 1,0мВт.

Найменша середня абсолютна помилка прогнозів МАЕ на інтервалі навчального періоду досягається при моделюванні станції поліномом другого ступеню. При цьому часткові функції впливу метеорологічних факторів мають вигляд:

$$\left\{ \begin{array}{l} f(\sigma) = \exp\left\{-\left(a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2\right)\right\}, \\ f(\varphi) = \exp\left\{-\left(a_{21}\varphi^1 + a_{22}\varphi^2\right)\right\}, \\ f(v) = \exp\left\{-\left(a_{31}v^1 + a_{32}v^2\right)\right\}, \\ f\left(\frac{S}{P_n}\right) = \exp\left\{-\left(a_{41}d^1 + a_{42}d^2\right)\right\}, \\ f(\sigma \cdot \varphi) = \exp\left\{-\left(a_{51}d^1 + a_{52}d^2\right)\right\} \end{array} \right. , \quad (3.4)$$

Таблиця 3.5 – Поліноміальні коефіцієнти функцій впливу для станції потужністю 1,0 мВт

a_{ij}	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$
$j=1$	0,662	-0,343	5,359	-3,492	1,452
$j=2$	-1,045	-1	-18,395	1,844	2,932

3.1.2.3 Часткові функції впливу, одержані для станції потужністю 5,7мВт

Найменша середня абсолютна помилка прогнозів МАЕ на інтервалі навчального періоду досягається при моделюванні станції поліномом шостого ступеню. При цьому часткові функції впливу метеорологічних факторів мають вигляд:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 f(\sigma) = \exp\left\{-\left(a_{11}\sigma^1 + a_{12}\sigma^2 + a_{13}\sigma^3 + a_{14}\sigma^4 + a_{15}\sigma^5 + a_{16}\sigma^6\right)\right\}, \\
 f(\varphi) = \exp\left\{-\left(a_{21}\varphi^1 + a_{22}\varphi^2 + a_{23}\varphi^3 + a_{24}\varphi^4 + a_{25}\varphi^5 + a_{26}\varphi^6\right)\right\}, \\
 f(v) = \exp\left\{-\left(a_{31}v^1 + a_{32}v^2 + a_{33}v^3 + a_{34}v^4 + a_{35}v^5 + a_{36}v^6\right)\right\}, \\
 f\left(\frac{S}{P_H}\right) = \exp\left\{-\left(a_{41}\left(\frac{S}{P_H}\right)^1 + a_{42}\left(\frac{S}{P_H}\right)^2 + a_{43}\left(\frac{S}{P_H}\right)^3 + a_{44}\left(\frac{S}{P_H}\right)^4 + a_{45}\left(\frac{S}{P_H}\right)^5 + a_{46}\left(\frac{S}{P_H}\right)^6\right)\right\}, \\
 f(\sigma \cdot \varphi) = \exp\left\{-\left(a_{51}(\sigma \cdot \varphi)^1 + a_{52}(\sigma \cdot \varphi)^2 + a_{53}(\sigma \cdot \varphi)^3 + a_{54}(\sigma \cdot \varphi)^4 + a_{55}(\sigma \cdot \varphi)^5 + a_{56}(\sigma \cdot \varphi)^6\right)\right\}
 \end{array} \right. , \quad (3.5)$$

Таблиця 3.6 – Поліноміальні коефіцієнти функцій впливу для станції
потужністю 5,7 МВт

a_{ij}	i=1	i=2	i=3	i=4	i=5
j=1	-6	331,43	-1286,17	-20,29	14,99
j=2	56,43	-1411,14	30943,22	102,53	-108,56
j=3	-187,73	3163,9	-365207,8	-275,06	420,11
j=4	266,53	-3956,58	2130346,8	383	-793,36
j=5	-176,93	2618,43	-4933134,64	-262,62	722,64
j=6	45,99	-715,82	-6,48	70,24	-253

У графічному вигляді залежність часткових функцій впливу від факторів, що впливають (рівень хмарності, рівень вологості та швидкість вітру) представлена для станцій, які досліджувалися на рис. 3.2.

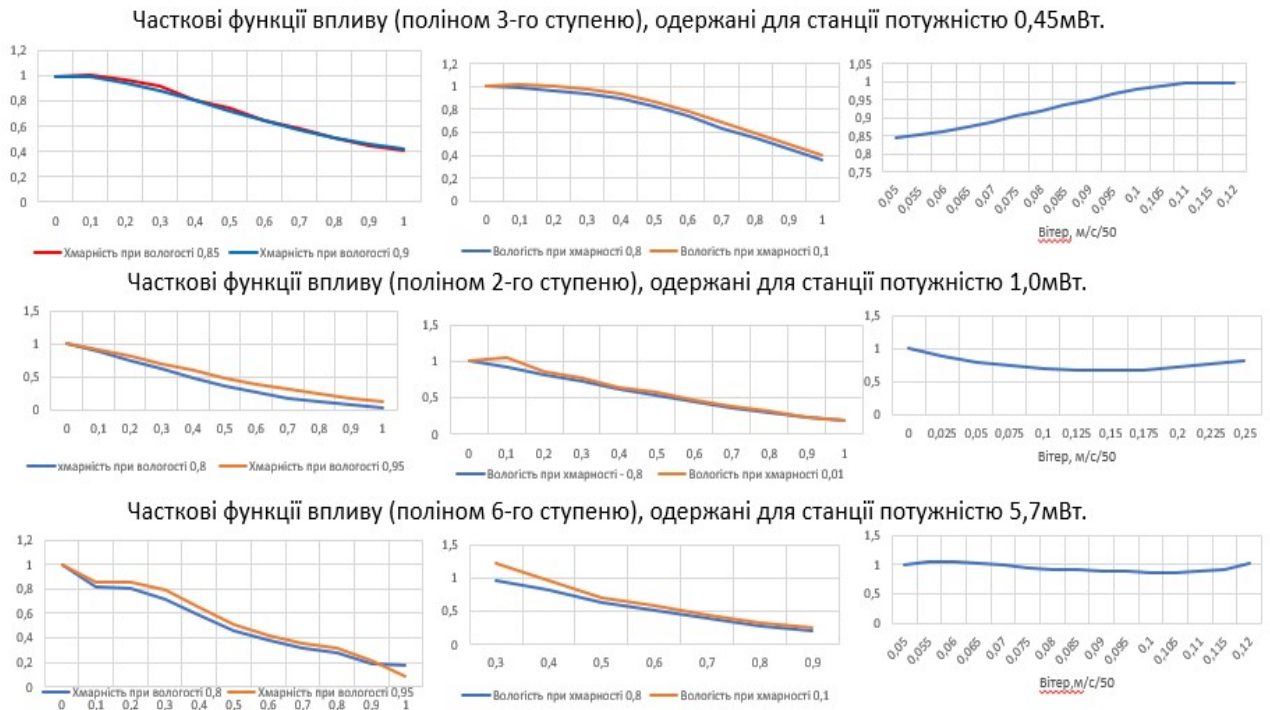


Рисунок 3.2 – Графіки часткових функцій впливу для станцій різних потужностей

На рисунку для кожної станції представлено графіки часткових функцій впливу: хмарності при різних рівнях вологості, вологості при різних рівнях хмарності та функція впливу вітру. На осі ординат кожного з графіків відкладено значення, які приймає відповідна часткова функція впливу, на осі абсцис кожного з графіків відкладено значення, які приймає відповідний фактор впливу.

Станції, на яких проводились дослідження, відрізняються не тільки потужністю, але також координатами геолокації і місцем розташування. Так, станції 0,45мВт і 1,0мВт розташовані на дахах будівель, а станція 5,7мВт на землі. Станція 1,0 мВт розміщена на дахах виробничого підприємства, де забрудненість повітря і сонячних панелей значно вище ніж в місцях розташування станцій 0,45мВт та 5,7мВт. Ця особливість розташування станцій відобразилась на результатах їх автоматичного навчання.

Часткові функції впливу хмарності одержані при різних рівнях вологості, а часткові функції вологості – при різних рівнях хмарності. Можна

бачити, що при цьому функції впливу хмарності практично не залежать від рівня вологості, а функції впливу вологості також практично не залежать від рівня хмарності. Ці результати свідчать про взаємну незалежність часткових функцій впливу, що відповідає гіпотезі факторизації. Загальна тенденція часткових функцій впливу хмарності для всіх досліджених станцій така, що з ростом рівня хмарності часткові функції впливу зменшують своє значення, що відповідає зменшенню потужності фотогальванічного процесу тим більшому, чим більше захмарено небо над станцією.

Значення часткових функції впливу вітру для всіх досліджених станцій мало відрізняються від одиниці. Це означає, що вітер, як екзогенний фактор слабо враховується побудованими прогностичними моделями. У зв'язку з чим, бажано виявити елементи фотогальванічної системи, які чутливі до впливу вітру та доповнити прогностичну модель моделями цих елементів.

Функції впливу, одержані за результатами автоматичного навчання прогностичних моделей, регулярно оновлюються та зберігаються у пам'яті системи інтегрованого моніторингу. Завдяки цьому здійснюється автоматичне відстеження дрейфу параметрів, як метеорологічних у зв'язку зі зміною пори року, так і параметрів устаткування, яке використовується для здійснення фотогальванічного процесу та перетворення і розподілення електричної енергії. Збережені функції впливу також використовуються для здійснення стрімкого старту нових сонячних електростанцій, для яких відсутня ретроспективна база даних для побудови навчальної послідовності.

3.2 Імітаційне моделювання та аналіз впливу температури навколишнього середовища на роботу фотогальванічної станції

Фотогальванічний модуль, який перетворює сонячну енергію в електричну, здійснює це перетворення згідно своїх номінальних характеристик в обмеженому температурному діапазоні. Якщо температура модуля перевищує *термічний поріг зниження потужності* $\Theta_p = 25 \text{ C}^0$, його

віддача в електричну мережу знижується пропорційно *температурному коефіцієнту потужності* $k_p = 0,45\%/град$. Цю залежність виробітку електроенергії від температури фотогальванічного модуля, яка, в свою чергу, залежить від метеорологічних факторів, необхідно враховувати в структурі прогностичної моделі. Для цього у її складі необхідно враховувати теплову модель фотогальванічного модуля.

Рівняння теплового балансу PV – модуля в умовах конвективного теплообміну з навколишнім середовищем можна подати у вигляді:

$$cm \frac{dT_M^0}{dt} = S(t) \cdot F(t) \frac{\varepsilon}{\xi} - (T_M^0 - \theta) \cdot \alpha(V), \quad (3.6)$$

де T_M^0 – температура модуля;

$S(t)$ – енергія сонячної інсоляції, яка віднесена до одиниці площини активної поверхні модуля;

$F(t)$ – функція впливу метеорологічних факторів;

θ – температура повітря;

V – швидкість вітру;

$\alpha(V)$ – коефіцієнт тепловіддачі модуля, який враховує при заданій швидкості вітру теплопровідність повітря, його кінематичну в'язкість, коефіцієнт теплового розширення, та критерії Прандтля, Релея, Нуссельта;

$c = 900 [Дж / кг / K^0]$ – теплоємність модуля;

$m = 18 / 1,42 [кг / m^2]$ – маса модуля, яка віднесена до одиниці площини його поверхні;

$\varepsilon = 0,9$ – коефіцієнт чорноти модуля;

$\xi = 2$ – коефіцієнт охолодження модуля ($\xi = 1$, якщо охолодження здійснюється з однієї сторони поверхні модуля, $\xi = 2$, якщо охолодження здійснюється з двох сторін).

Виробіток електроенергії, що прогнозується, з урахуванням термічного зниження потужності фотогальванічних модулів визначається формулою:

$$\hat{W}(t) = \begin{cases} W^*(t) \left[1 - \frac{k_p}{100} (T_M^0 - \Theta_p) \right], & \text{if } T_M > \Theta \\ W^*(t), & \text{if } T_M \leq \Theta \end{cases}, \quad (3.7)$$

де $\Theta = 25^{\circ}C$ – термічний поріг зниження потужності модуля;

$k_p = 0,45\%/C^0$ – температурний коефіцієнт потужності;

W^* – прогнозований виробіток електроенергії без урахування ефекту термічного зниження потужності фотогальванічних модулів.

Залежність коефіцієнта тепловіддачі модуля $\alpha(V)$ від швидкості вітру [62] показано на рис. 3.3.

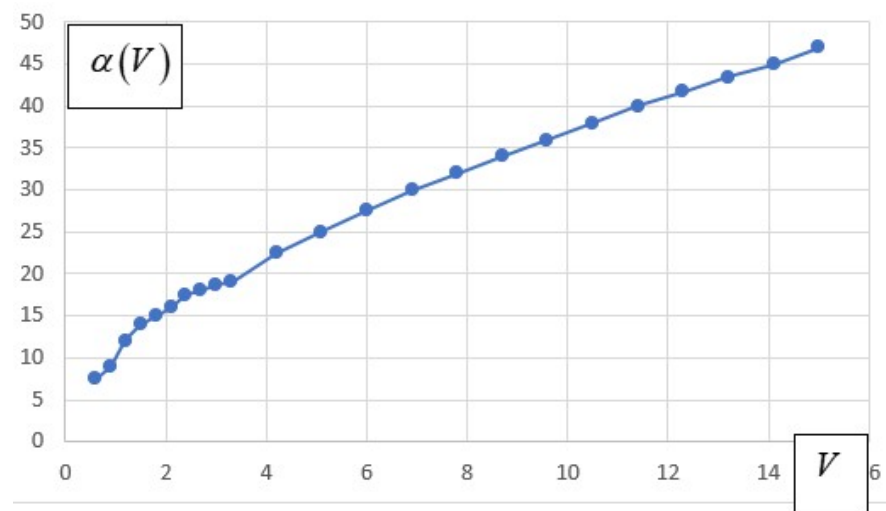


Рисунок 3.3 – Залежність коефіцієнта тепловіддачі модуля від швидкості вітру

Функціональна схема імітаційної моделі процесу термічного зниження потужності фотогальванічної станції у середовищі Simulink Online [63] показана на рис. 3.4. Результати моделювання представлені на рис. 3.5 – 3.7.

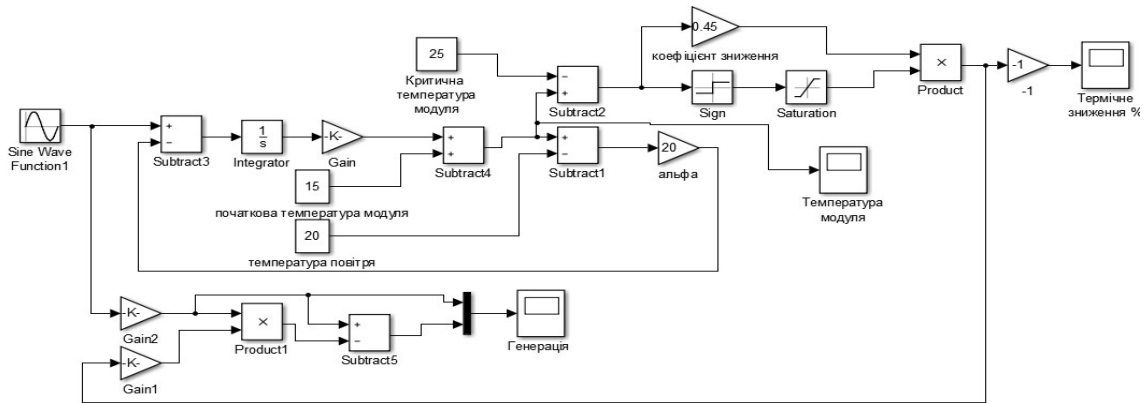
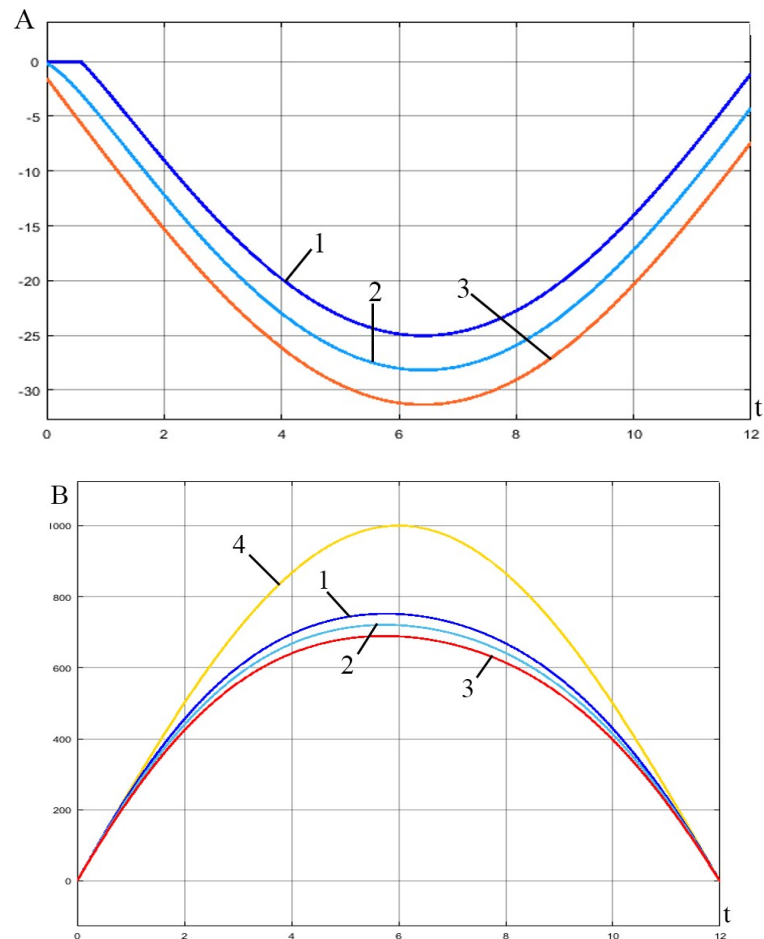
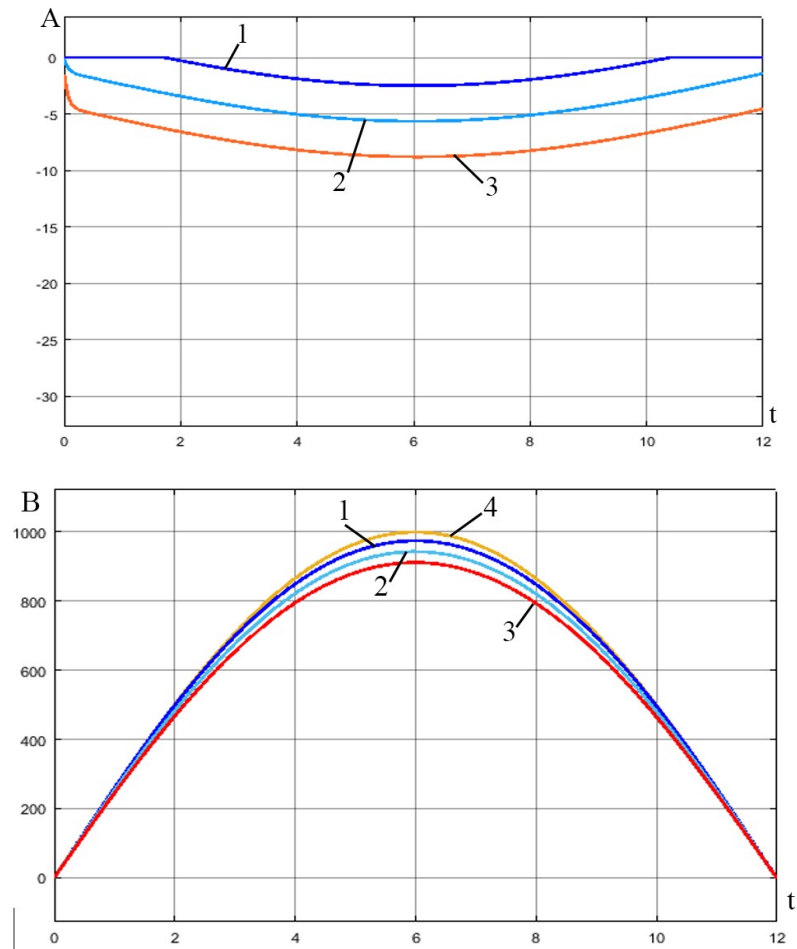


Рисунок 3.4 – Імітаційна модель процесу термічного зниження потужності фотогальванічної станції



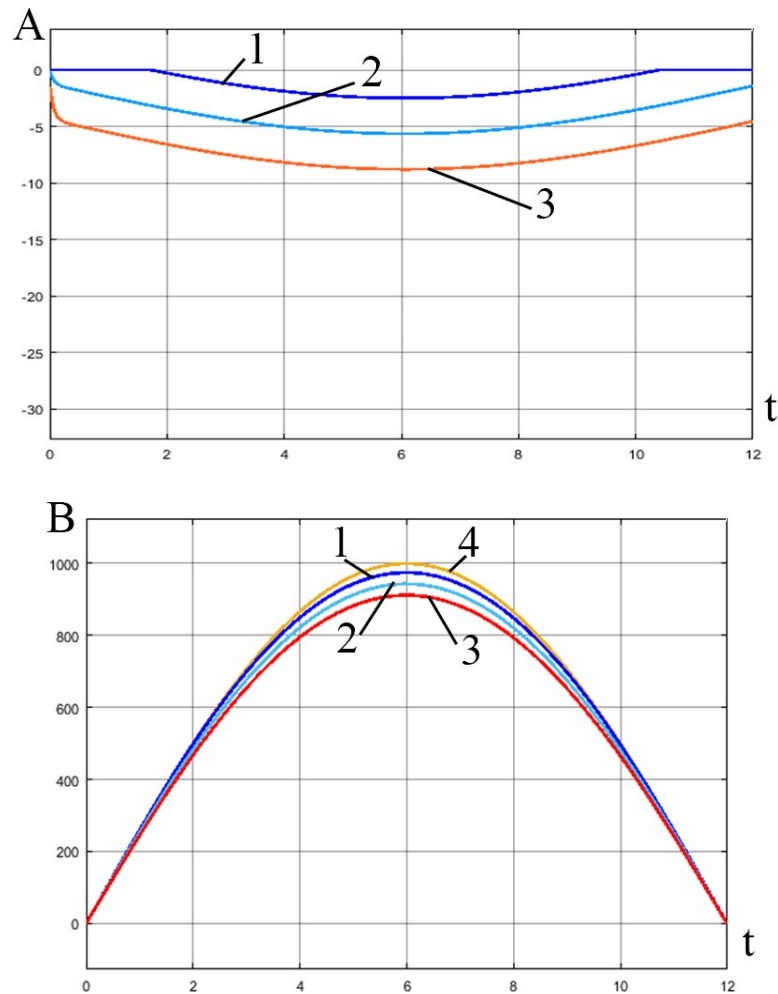
1 – початкова температура модуля 15°C , температура повітря – 21°C , 2 – початкова температура модуля 20°C , температура повітря – 28°C , 3 – початкова температура модуля -23°C , температура повітря – 35°C , 4 – генерація без урахування термічного зниження потужності

Рисунок 3.5 – Термічне зниження потужності при швидкості вітру $0,6\text{ м/с}$, А– процент зниження потужності, В– виробіток електроенергії



1 – початкова температура модуля 15°C , температура повітря -21°C , 2 – початкова температура модуля 20°C , температура повітря -28°C , 3 – початкова температура модуля -23°C , температура повітря -35°C , 4 – генерація без урахування термічного зниження потужності

Рисунок 3.6 – Термічне зниження потужності при швидкості вітру $7,8\text{м/с}$, А– процент зниження потужності, В– виробіток електроенергії



1 – початкова температура модуля 15°C , температура повітря -21°C , 2 – початкова температура модуля 20°C , температура повітря -28°C , 3 – початкова температура модуля -23°C , температура повітря -35°C , 4 – генерація без урахування термічного зниження потужності

Рисунок 3.7 – Термічне зниження потужності при швидкості вітру 15м/с ,

A– процент зниження потужності, B– виробіток електроенергії

Результати моделювання вказують на те, що, більш за все, на термічне зниження потужності фотогальванічної станції впливає швидкість вітру. Як можна бачити з наведених діаграм, не зважаючи на суттєве підвищення температури повітря, внаслідок підвищення швидкості вітру потужність знижується значно менше.

Постійна часу нагрівання модуля:

$$T = \frac{ct}{\alpha(V)} = \frac{900 \cdot 18}{\alpha(V) \cdot 1,42} = \frac{11408,45}{\alpha(V)}(c), \quad (3.8)$$

Залежність постійної часу від швидкості вітру відображена на рис. 3.8.

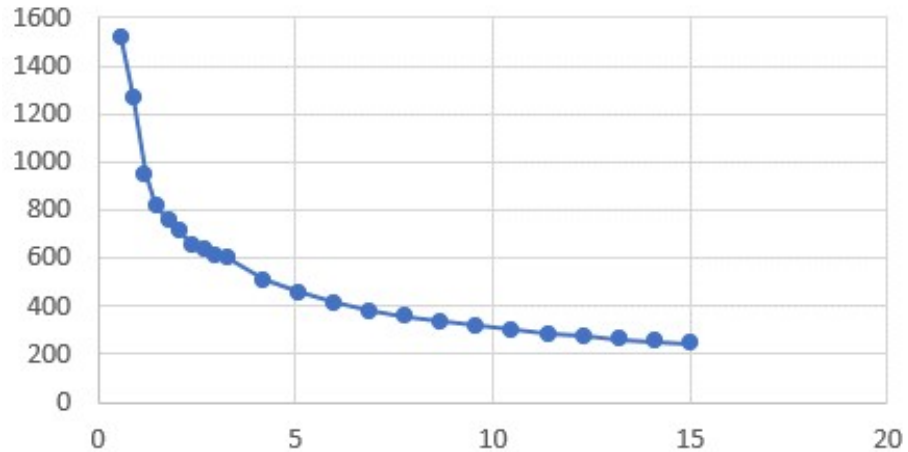


Рисунок 3.8 – Діаграма залежності постійної часу нагрівання модуля від швидкості вітру

Оскільки найбільша постійна часу не перевершує 30 хвилин, температуру модуля, усереднену на годині, можна знайти за умовою теплової

рівноваги з рівняння (3.6). Вважаючи $\frac{dT_M^0}{dt} = 0$, одержуємо:

$$T_M^0 = \frac{S(t) \cdot F(t) \cdot \varepsilon}{\alpha(v) \cdot \xi} + \theta, \quad (3.9)$$

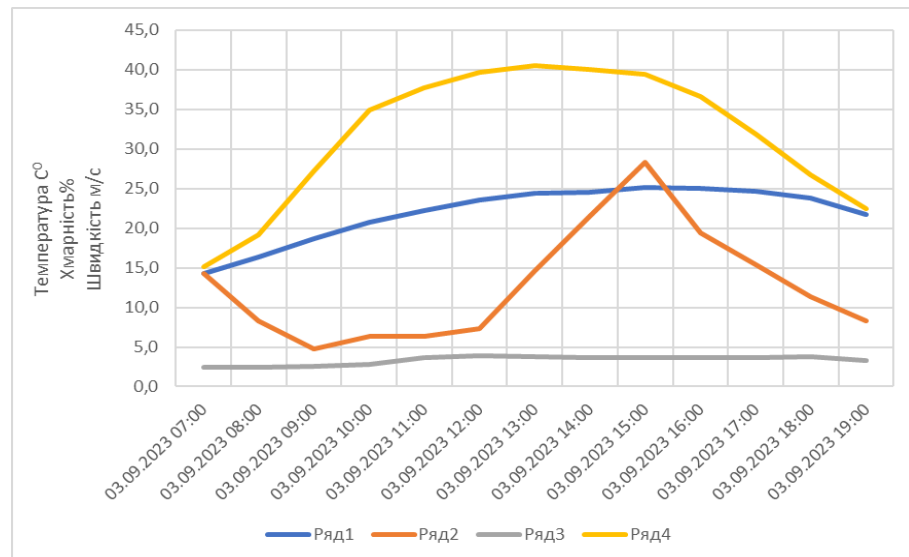
Підставляючи (3.9) в (3.7), одержуємо додаткову до основної модель термічного зниження потужності:

$$\hat{W}(t) = \begin{cases} W^*(t) \left[1 - \frac{k_p}{100} \left(\frac{S(t) \cdot F(t) \cdot \varepsilon}{\alpha(v) \cdot \xi} + \theta - \Theta_p \right) \right], & \text{if } \frac{S(t) \cdot \varepsilon}{\alpha(v) \cdot \xi} + \theta > \Theta_p \\ W^*(t), & \text{if } \frac{S(t) \cdot F(t) \cdot \varepsilon}{\alpha(v) \cdot \xi} + \theta \leq \Theta_p \end{cases}, \quad (3.10)$$

Експериментальні випробування прогностичної моделі, доповненої моделлю термічного зниження потужності, здійснено на діючий

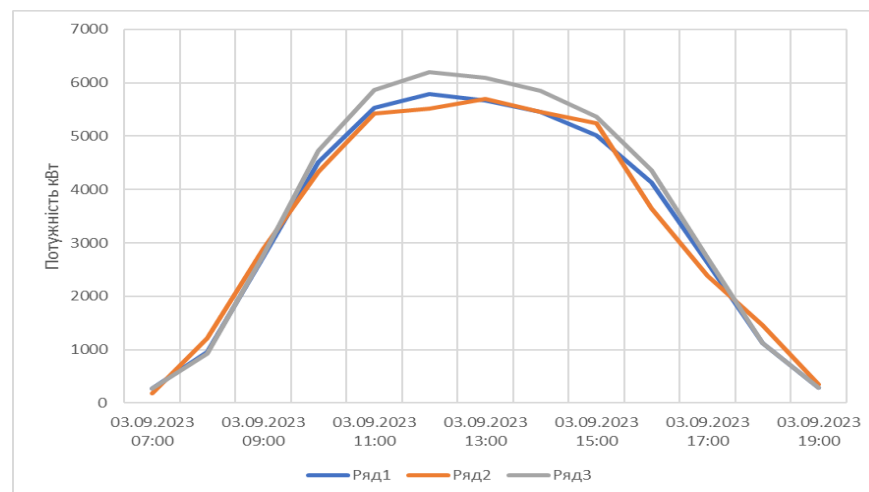
фотоелектричній станції потужністю 8 мВт, яка розташована в Дніпропетровській області.

Результати експерименту представлені на діаграмах рис. 3.9, 3.10 та у таблиці 3.7.



Ряд 1 – швидкість вітру, Ряд 2 – рівень хмарності, Ряд 3 – температура повітря, Ряд 4 – температура фотоелектричного модуля

Рисунок 3.9 – Діаграма зміни у часі метеорологічних факторів при проведенні експерименту



Ряд 1 – фактичний виробіток електроенергії, Ряд 2 – прогноз виробітку без корекції термічного зниження потужності модуля, Ряд 3 – прогноз виробітку з корекцією термічного зниження потужності модуля

Рисунок 3.10 – Діаграма зміни у часі метеорологічних факторів при проведенні експерименту

Таблиця 3.7 – Результати експерименту на фотоелектричній станції
потужністю 8 мВт

Дата/час	Хмар- ність,%	Т-ра повітря, С ⁰	Вітер, м/с	Прогноз без кор., Вт	Прогноз з кор., Вт	Факт, Вт
03.09.2023 07:00	14,3	14,3	2,4	265	277	180
03.09.2023 08:00	8,3	16,3	2,4	928	953	1210
03.09.2023 09:00	4,7	18,7	2,6	2762	2734	2890
03.09.2023 10:00	6,3	20,7	2,8	4726	4514	4330
03.09.2023 11:00	6,3	22,2	3,7	5870	5533	5420
03.09.2023 12:00	7,3	23,5	3,9	6201	5790	5510
03.09.2023 13:00	14,7	24,4	3,8	6089	5665	5701
03.09.2023 14:00	21,5	24,5	3,7	5848	5453	5454
03.09.2023 15:00	28,3	25,2	3,7	5368	5019	5250
03.09.2023 16:00	19,4	25,0	3,6	4356	4128	3640
03.09.2023 17:00	15,4	24,7	3,7	2719	2634	2390
03.09.2023 18:00	11,3	23,8	3,8	1126	1117	1460
03.09.2023 19:00	8,3	21,7	3,3	279	282	350

Завдяки включенню до прогностичної моделі третьої складової, яка враховує ефект термічного зниження потужності фотогальванічного модуля, похибка прогнозу знижується. Експериментальна перевірка моделі на діючій станції потужністю 8 мВт підтвердила зниження похибки прогнозу від 691 кВт без корекції до 280 кВт з корекцією. Цим підтверджується ефективність розробленої моделі.

3.3 Порівняльний аналіз методів прогнозування щогодинного виробітку електроенергії фотогальванічною станцією на день наперед

Ансамблеву прогностичну модель, засновану на ідеях, викладених вище, впроваджено та випробувано у системах прогнозування погодинного вироблення електроенергії на добу наперед для численних (понад 40) фотоелектричних електростанцій, розташованих на території України.

На рис. 3.11 – 3.13 наведено приклади прогнозів для станцій різної потужності, виконаних з використанням у прогностичному ансамблі k-FC – методу, де: 1 – прогноз сонячної інсоляції (CSM модель); 2 – фактична генерація; 3 – прогноз генерації, отриманий за допомогою MMF моделі; 4 – прогноз генерації методом k- найближчих сусідів; 5 – ансамблевий прогноз із використанням k-FC – методу

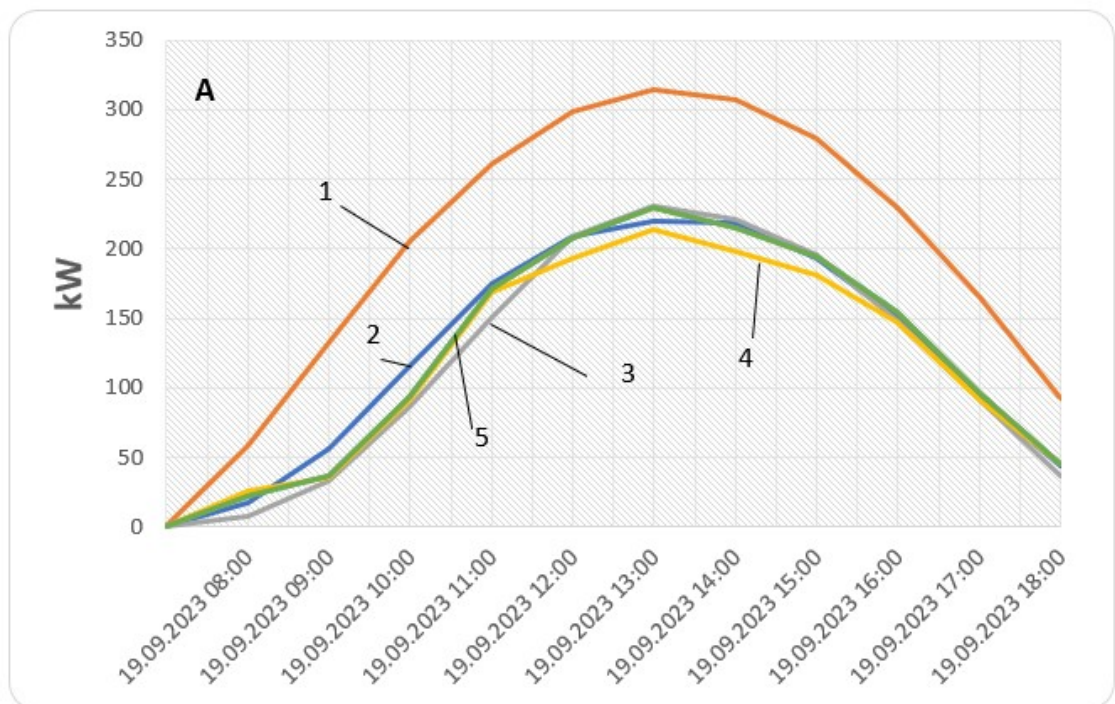


Рисунок 3.11 – Прогноз для станції 350 кВт

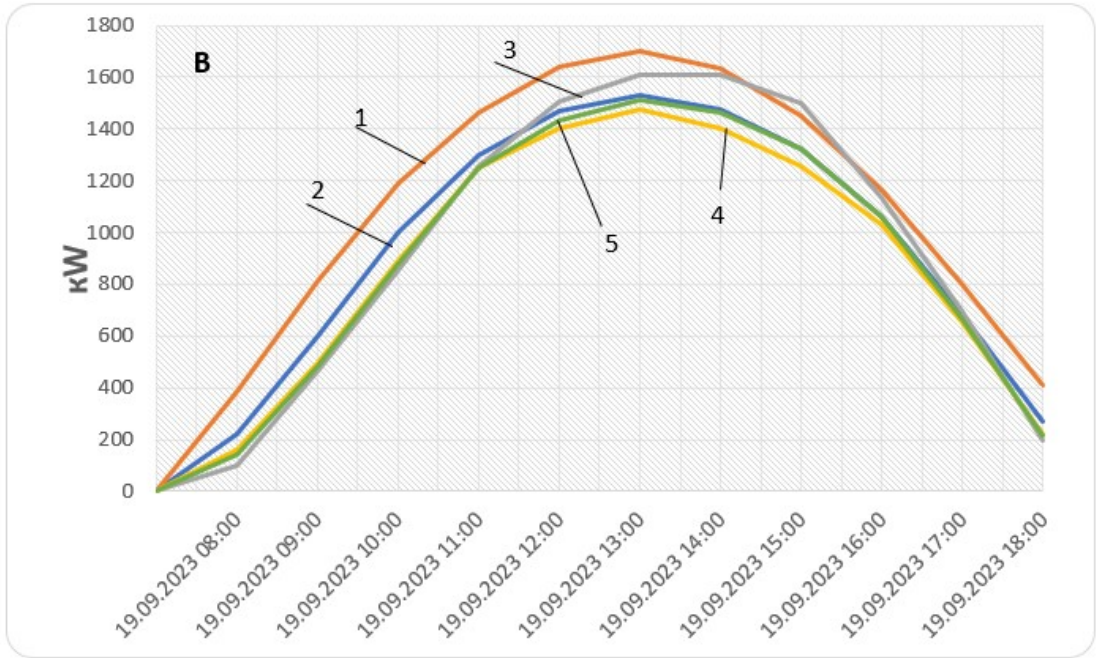


Рисунок 3.12 – Прогноз для станції 1800 кВт

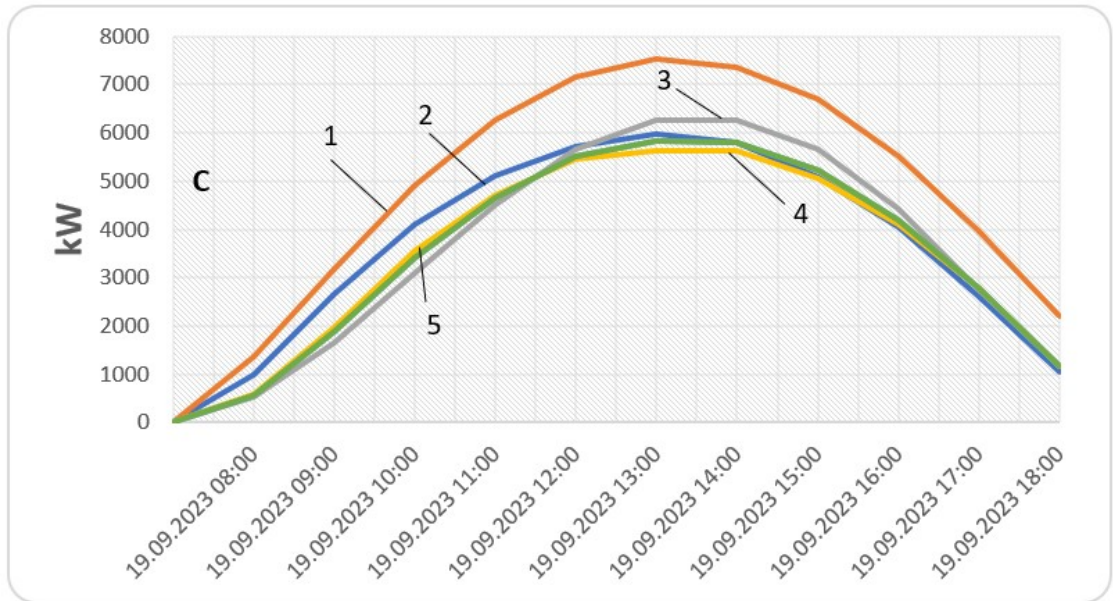


Рисунок 3.13 – Прогноз для станції 8000 кВт

Основним показником якості прогнозу, за яким розраховуються штрафи за дисбаланс між прогнозом та фактичною генерацією, є середня абсолютна помилка прогнозу MAE% (Mean Absolute Error)

$$MAE\% = \frac{\sum_t (W^*(t) - W(t))}{\sum_t W(t)} \cdot 100, \quad (3.11)$$

Значення абсолютних помилок прогнозів, MAE %, для прикладів, що розглядаються, наведено у таблиці 3.7.

Таблиця 3.8 – Результати експерименту на фотоелектричній станції потужністю 8 мВт

Метод прогнозу	350 кВт	1800 кВт	8000 кВт
Поліноміальний	7,60%	9,35%	11,62%
Ансамблевий з використанням метода k- найближчих сусідів	8,18%	6,34%	7,43%
Ансамблевий з використанням k-FC – методу	4,86%	4,55%	7,53%

Порівняльний аналіз результатів прогнозування працюючих фотогальванічних станцій показав зниження середньої абсолютної помилки в середньому на 5-7% після включення до прогностичного ансамблю, запропонованих нами: k-FC – методу, методу рефлексивного навчання та підбору за результатами експериментів оптимальної величини коефіцієнта E змішування прогнозів в ансамблі.

Збільшення точності прогнозів вироблення електроенергії фотогальванічними станціями позитивно впливає на їх техніко-економічні показники та сприяє більш точному балансуванню ринку відновлюваних джерел на добу наперед.

3.4 Висновки до розділу 3

За результатами дослідження прогностичної моделі фотогальванічного перетворення сонячної енергії в електричну одержано наступне:

1. На основі статистичних досліджень з використанням кореляційного аналізу взаємозалежності вхідних метеорологічних даних моделі встановлено досить низький рівень їх взаємної кореляції, чим

обґрунтовується гіпотеза факторизації функції впливу вхідних факторів. Оскільки математична структура моделі спирається на цю гіпотезу, її обґрунтування означає верифікацію прогностичної спроможності моделі.

2. Дослідження факторизованої функції впливу вказує на те, що незалежно від ступеню прогностичного поліному зберігається загальна тенденція часткових впливів. При цьому, найбільш впливовими являються рівень хмарності та вологості.

3. За результатами дослідження залежності ефекту термічного зниження потужності фотогальванічного модуля від вхідних даних прогностичної моделі виявлено домінуючий над температурою повітря вплив швидкості вітру. При цьому, вже при швидкості вітру до 2м/с постійна часу нагріву модуля знижується настільки, що усереднена на годині температура модуля може бути обчислена за умови його теплової рівноваги з навколишньою середою.

4. Порівняння різних методів прогнозування вказує на перевагу ансамблевого з використанням k-FC – методу, а також рефлексивного навчання із змішуванням прогнозів в ансамблі. Використання запропонованих методів дозволяє знизити абсолютну середню помилку прогнозів на 5-7%.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ І ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ ПЕРЕТВОРЕННЯ ЕНЕРГІЇ СОНЦЯ В ЕЛЕКТРИЧНУ ЕНЕРГІЮ НА ОСНОВІ ПРОГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

4.1 Основні системотехнічні рішення побудови системи моніторингу та прогнозування мережі фотогальванічних станцій

Кожна локальна система моніторингу та прогнозування окремої фотогальванічної станції здійснює у автоматичному режимі обмін інформацією з двома державними підприємствами (ДП), які керують всією енергетикою України. Це ДП «Гарантований покупець» та національна енергетична компанія (НЕК) «Укренерго». Ці підприємства одержують в автоматизованому режимі з кожної фотогальванічної станції регулярні дані про фактичний та прогнозований виробіток електричної енергії. За цими даними ДП «Гарантований покупець» здійснює купівлю/продаж фотоелектричної енергії а НЕК «Укренерго» керує обмеженнями відновлюваних джерел електроенергії. Команди на обмеження генерації з відновлюваних джерел віддаються у випадку, коли є надлишок електричної енергії одночасно з вичерпаними іншими можливостями балансування системи, та забезпечують таким чином операційну безпеку енергетичної системи. Система керування обмеженнями (СКО) дозволяє автоматизацію формування і надання оперативних команд для зміни навантаження відновлюваних джерел. Ці команди сприймаються системою моніторингу фотогальванічної станції та призводять до часткового або повного відключення інверторів фотогальванічних стрінгів для заданого зменшення потужності станції впродовж заданого часу. Сучасна СКО має можливість віддавати одночасні команди для великої кількості електростанцій при

збереженні принципів пропорційності і недопущення дискримінаційності за умови обмеження генерації.

Автоматизована система керування ДП «Гарантованим покупцем» на основі даних про фактичний та прогнозований виробіток електроенергії всіма станціями, що входять в групу Гарантованого покупця, формує ціну електричної енергії на день наперед та обчислює штрафні санкції за небаланси між прогнозованим та фактичним виробітком електричної енергії. Дані про ці штрафні санкції в автоматичному режимі передаються в систему моніторингу фотогальванічної станції. Аналізуючи інформацію, яку одержує та формує система інтегрованого моніторингу, оператор фотогальванічної станції приймає рішення щодо керування її потужністю за критерієм мінімізації фінансових втрат, які зумовлені СКО, і штрафними санкціями.

Зважаючи на наведені вище ознаки, такі, наприклад, як використання в алгоритмі функціонування даних, що одержані не тільки з датчиків, але і з мережі інтернет від суміжних об'єктів, а також використання методів машинного навчання, система моніторингу фотогальванічної станції являється кіберфізичною системою. Її структурна схема наведена на рис. 4.1.

Система автоматичного моніторингу фотогальванічної станції включає інтелектуальні лічильники електричної енергії, яку генерує та споживає станція, контролер системи керування потужністю станції, сервер автоматизованої системи комерційного обліку електричної енергії (АСКОЕ), сервер прогнозів генерації, модеми для підтримки внутрішніх та зовнішніх зв'язків системи.

Лічильники накопичують у своїй вбудованій пам'яті щогодинні графіки виробітку та споживання електричної енергії. Ці дані передаються на сервер АСКОЕ, а також на сервер енергетичної компанії, до мережі якої підключено фотогальванічну станцію. Передача даних здійснюється по каналах модемного зв'язку. В режимі GPRS підтримується основний канал зв'язку, в режимі CSD (голосовий зв'язок) – резервний. З сервера АСКОЕ дані комерційного обліку передаються до серверів енергетичної компанії та ДП НЕК «Укренерго»

електронною поштою у вигляді xml – файл-макетів, а також до сервера ДП «Енергоринок» за мережевим протоколом TCP/IP та УППД (уніфікованим протоколом передачі даних комерційного обліку).

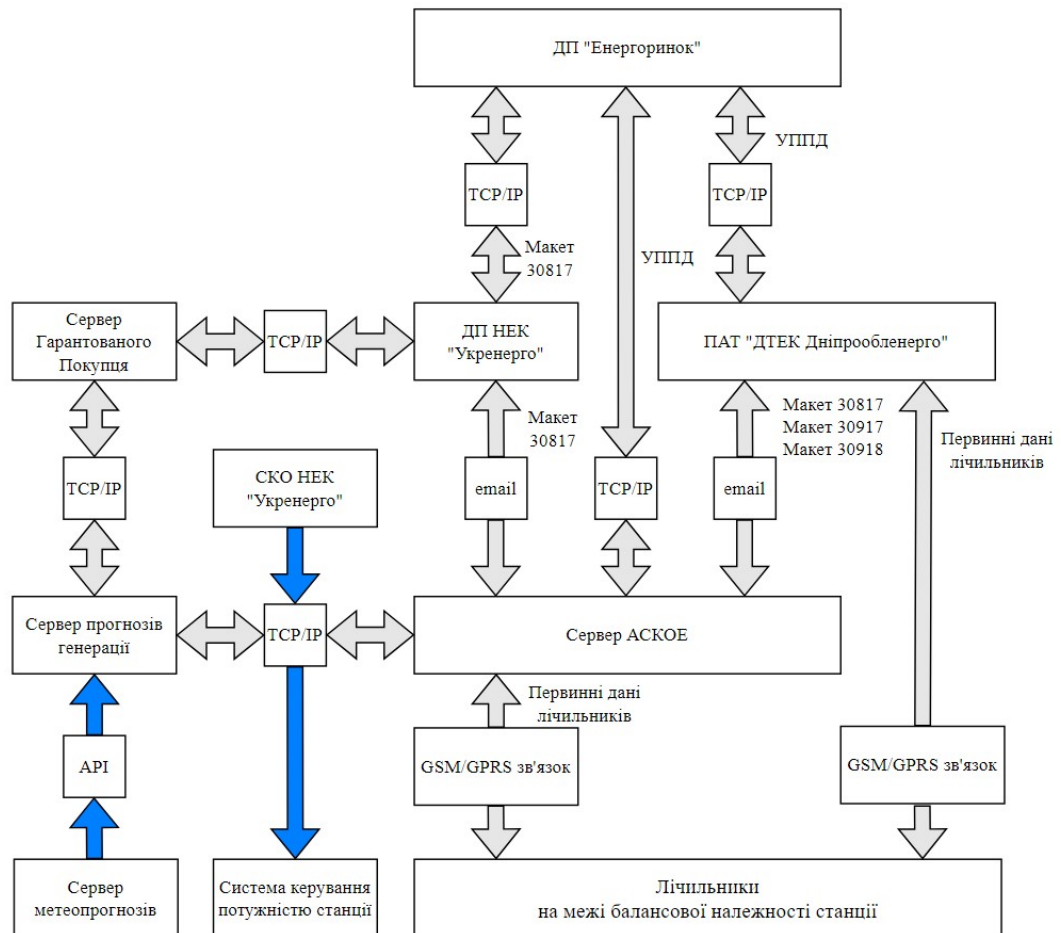


Рисунок 4.1 – Структурна схема системи прогностичного моніторингу

Сервер прогнозів генерації одержує метеорологічну інформацію від серверу метеопрогнозів за допомогою інтерфейсу прикладного програмування – API. Це архівні дані глибиною до одного року та прогнозовані щогодинні дані від чотирьох годин до двох днів наперед. Також цей сервер одержує інформацію від сервера АСКОЄ про фактичний виробіток електроенергії, та обмінюється результатами прогнозування з сервером гарантованого покупця і НЕК «Укренерго». Прогнози виробітку електроенергії на цьому сервері формуються прогностичною моделлю процесів перетворення сонячної енергії в електричну. Система керування потужністю станції отримує інформацію від серверу АСКОЄ про поточний виробіток електроенергії, від серверу прогнозів

генерації щодо прогнозованого виробітку електроенергії, а також отримує диспетчерські команди обмеження потужності від системи керування обмеженнями (СКО). Користуючись цими даними, система керування потужністю управляє роботою інверторів станції.

Відповідна функціональна схема системи інтегрованого автоматичного моніторингу фотогальванічної станції показана на рис. 4.2.

Перетворення сонячної енергії в електричну здійснюється фотоелектричними модулями, що зібрані у фотогальванічні панелі. Одержана електрична енергія постійного струму подається на інвертори, де перетворюється на енергію змінного струму, яка, у свою чергу, через трансформатор, що узгоджує рівні напруги передається до мереж енергорозподільчої компанії. Моніторинг процесу перетворення енергії здійснюється багатфункціональними інтелектуальними лічильниками електричної енергії (у даному прикладі це лічильники типів LZQM та EPQS), контролером GPRS/GSM - зв'язку MCL 5.8, контролером керування потужністю та вбудованою системою моніторингу інверторів струму. Всі ці компоненти зв'язані між собою інтерфейсом RS-485.

Зважаючи на те, що обладнання станцій великої потужності, та станцій, що запускаються чергами, розосереджене на значних площах, для побудови каналів інтерфейсного зв'язку RS-485 було застосовано спеціальне обладнання – модуль мережевого адаптеру (ММА), який було розроблено за участю автора для широкого спектру систем моніторингу енергетичних потоків [64-66]. Цей модуль призначено для побудови розгалуженої мережі RS-485, як показано на рис. 4.3.

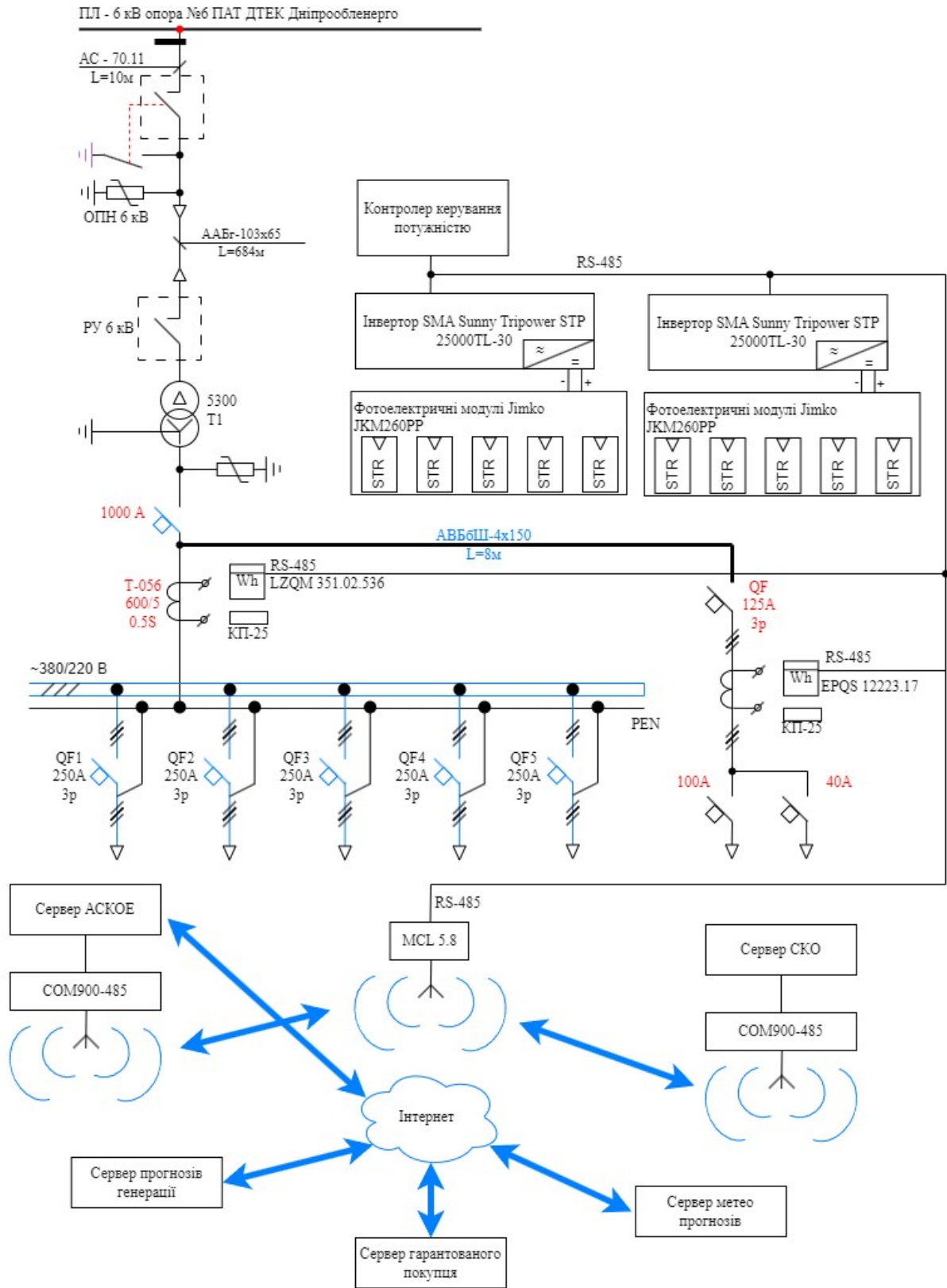


Рисунок 4.2 – Функціональна схема системи інтегрованого моніторингу фотогальванічної станції

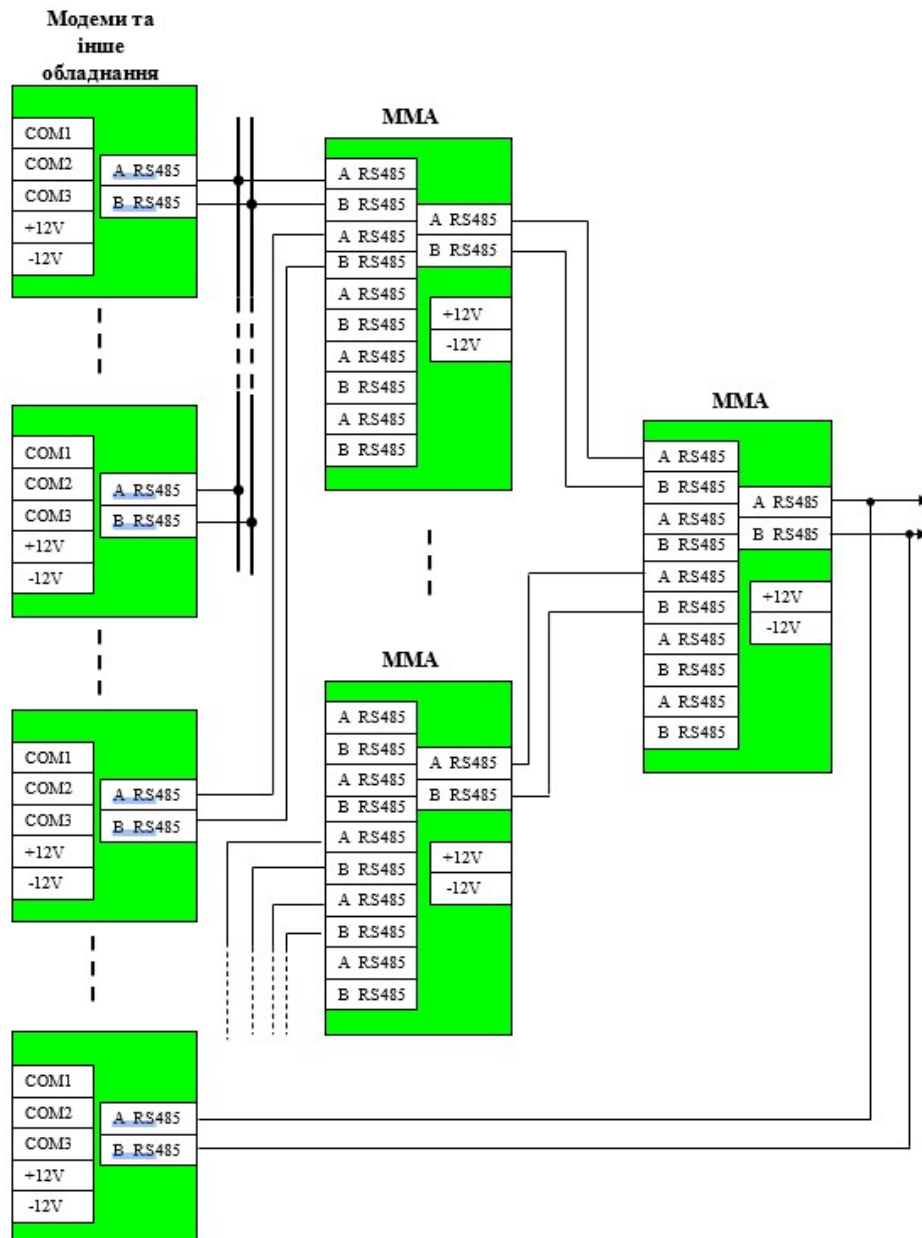


Рисунок 4.3 – Функціональна схема розгалуженої мережі RS-485 на базі ММА

Модуль мережевого адаптера (рис. 4.4) призначено для побудови розгалужених мереж RS-485 за топологією «зірки». Він має 5 гальванічно розв'язаних каналів RS-485 для підключення ведених (Slave) об'єктів та один канал для підключення ведучого (Master) об'єкта.



Рисунок 4.4 – Модуль мережевого адаптера у шафі управління моніторингом. Загальний вигляд

Розроблені схемотехнічні рішення були втілені у проекти 40 фотогальванічних станцій, а також у проекти автоматичного моніторингу електричних та неелектричних носіїв на двох коксохімічних підприємствах. Фотогальванічні станції розташовані на територіях Дніпропетровської, Харківської, Запорізької, Житомирської та Миколаївської областей. Дані геолокації станцій та їх комерційні назви не можуть бути розголошеними. Тому вони нижче позначені умовними номерами та регіоном розташування.

Таблиця 4.1 – Перелік фотогальванічних станцій, де втілено розроблену систему інтегрованого моніторингу

Станція	Потужність, мВт	Розташування	Регіон
1	1,561	На землі	Харківський
2	2,0	На землі	Дніпропетровський
3	0,264	На даху	Дніпропетровський
4	0,348	На даху	Дніпропетровський
5	0,453	На даху	Запорізький
6	0,2	На даху	Дніпропетровський
7	1,482	На землі	Дніпропетровський

8	1,003	На землі	Дніпропетровський
9	1,496	На землі	Дніпропетровський
10	0,385	На даху	Харківський
11	1,78	На землі	Дніпропетровський
12	0,256	На землі	Дніпропетровський
13	1,85	На землі	Дніпропетровський
14	1,0	На даху	Дніпропетровський
15	5,718	На землі	Дніпропетровський
16	0.297	На даху	Харківський
17	0,65	На даху	Харківський
18	6,498	На землі	Миколаївський
19	0,66	На даху	Дніпропетровський
20	0,925	На землі	Дніпропетровський
21	1,647	На землі	Дніпропетровський
22	0,429	На даху	Запорізький
23	0.333	На даху	Дніпропетровський
24	0.694	На землі	Дніпропетровський
25	0,6	На землі	Дніпропетровський
26	1,391	На землі	Дніпропетровський
27	8.195	На землі	Дніпропетровський
28	0,99	На землі	Дніпропетровський
29	2,745	На землі	Житомирський
30	8,28	На землі	Дніпропетровський
31	2,16	На землі	Дніпропетровський
32	6,169	На землі	Дніпропетровський
33	0,768	На землі	Дніпропетровський
34	0,222	На землі	Дніпропетровський
35	1,283	На землі	Дніпропетровський
36	0,069	На даху	Харківський

37	0,035	На даху	Харківський
38	0,293	На даху	Дніпропетровський
39	0,139	На даху	Дніпропетровський
40	0,240	На даху	Харківський

4.2 Структура та архітектура програмного комплексу системи прогнозування щогодинного виробітку фотогальванічної електричної енергії на день наперед

Основними завданнями системи моніторингу фотоелектричних станцій з системою інтелектуальної підтримки прийняття рішень на основі прогностичних моделей є чотири основні задачі:

1. Своєчасне отримання та зберігання у базі даних метеорологічних прогнозів мінімум на три доби наперед.
2. Створення прогнозних даних з використанням прогностичних моделей виробітку електроенергії фотоелектричною станцією.
3. Підпис отриманих прогнозів за допомогою спеціальних програмних засобів (електронний підпис).
4. Відправка підписаних прогнозів на сервери ДП «Гарантований покупець».

Відповідно до цього при проектуванні та розробці програмного забезпечення була використана мікросервісна архітектура та були розроблені чотири мікросервіси для вирішення поставлених завдань. Структурна схема взаємодії програмного комплексу представлена на рис. 4.5.

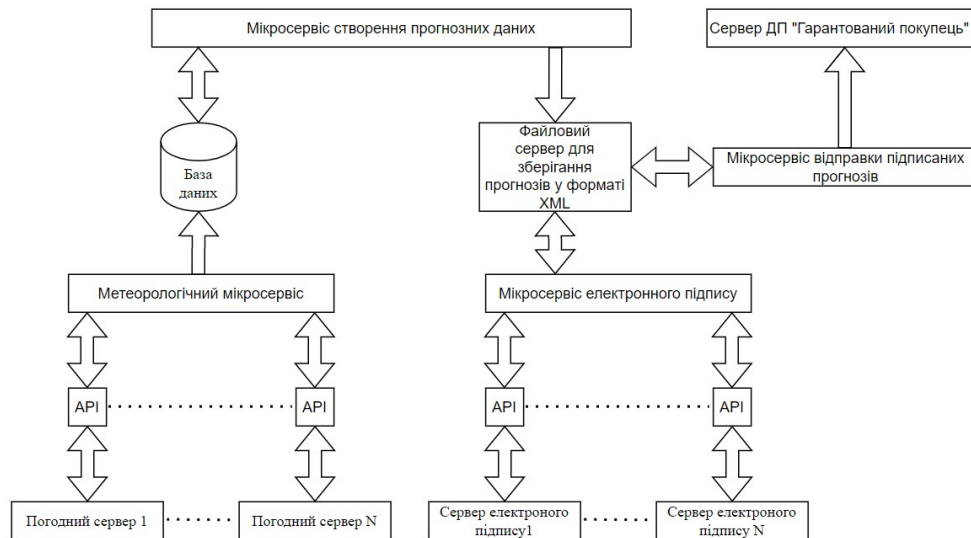


Рисунок 4.5 – Структурна схема кіберфізичної системи інтегрованого моніторингу фотогальванічної станції.

Для гарантованого отримання метеорологічних даних передбачено підключення до декількох серверів метеопрогнозів.

Загальний алгоритм роботи метеорологічного мікросервісу представлений на рис. 4.6.

Алгоритм (рис. 4.6) виконується наступним чином. Після першого запуску або перезапуску сервера, на якому працює мікросервіс відбувається ініціалізація сервісу – зчитуються відповідні конфігураційні файли для коректної роботи з базою даних та з API (Application Programming Interface – інтерфейс програмування додатків, програмний інтерфейс програми) усіх погодних серверів, список конфігурацій усіх фотоелектричних станцій та розклад, за яким відбувається звертання до цих серверів.

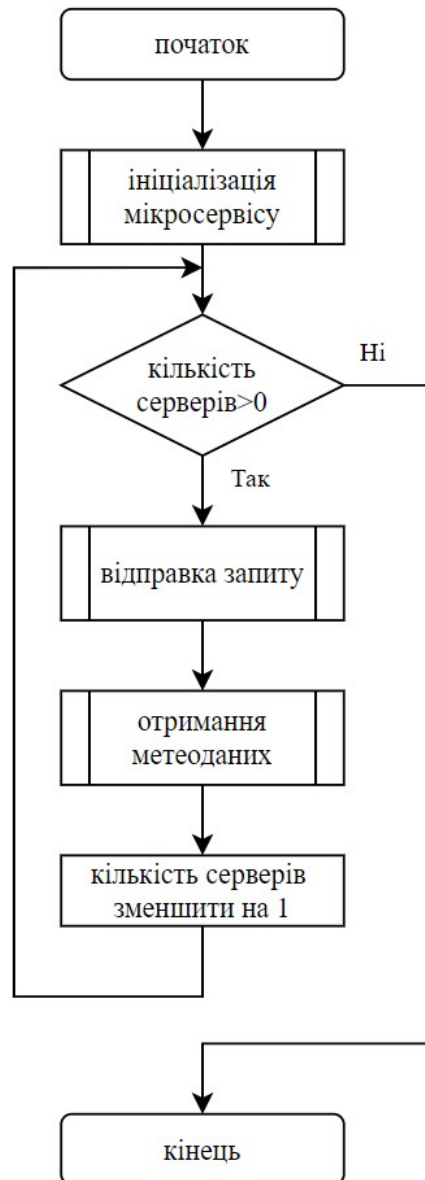


Рисунок 4.6 – Алгоритм роботи метеорологічного мікросервісу

Відповідно до розкладу циклічно відбувається HTTP запити до погодних серверів та отримання метеорологічних прогнозів.

Не залежно від кількості відповідей (деякі сервери можуть не працювати на цей момент) після завершення циклу запитів у підпрограмі «отримання запитів» усі дані усереднюють та складаються до баз даних фотоелектричних станцій.

Після цього, відповідно до розкладу робота мікросервісу повторюється.

Загальний алгоритм роботи мікросервісу створення прогнозних даних представлений на рис. 4.7.

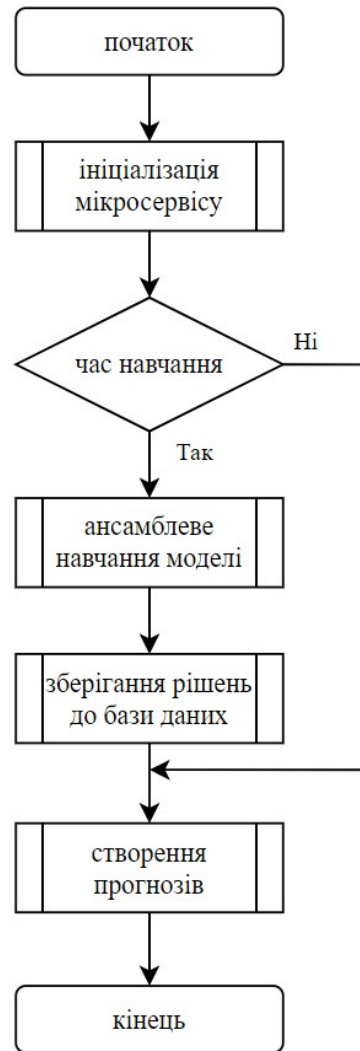


Рисунок 4.7 – Алгоритм роботи мікросервісу створення прогнозних даних

Алгоритм (рис. 4.7) виконується наступним чином. Після першого запуску або перезапуску сервера, на якому працює мікросервіс відбувається ініціалізація сервісу – зчитуються відповідні конфігураційні файли для коректної роботи з базою даних, список конфігурацій усіх фотоелектричних станцій та розклад, за яким відбувається повторення роботи мікросервісу.

Робота мікросервісу створення прогнозних даних полягає в наступному: у залежності від розкладу відбувається навчання прогностичної моделі, отримання рішень системи лінійних рівнянь (коефіцієнтів поліному) та створення прогнозу або створення прогнозу, використовуючи рішення, які були отримані з попереднього навчання моделі.

Результатом роботи мікросервісу є створення на файловому сервері спеціального XML файлу, який містить в собі інформацію про фотоелектричну станцію та погодинний прогноз виробітку електроенергії цією станцією на конкретну дату. Програмний код точки входу до мікросервісу створення прогнозних даних приведений у додатку В

Для гарантованого підпису XML файлу з погодинним прогнозом використовуються один з доступних на даний момент спеціальних серверів, який надає сервіси хмарних рішень для створення та перевірки кваліфікованого електронного підпису КЕП, шифрування та розшифрування даних.

Загальний алгоритм роботи мікросервісу електронного підпису представлений на рис. 4.8.

Одразу як закінчує свою роботу мікросервіс створення прогнозних даних, він запускає мікросервіс електронного підпису та передає йому у якості аргументів місцезнаходження XML файлів, для яких потрібно створити кваліфікований електронний підпис. Наступним кроком відбувається ініціалізація сервісу – зчитуються відповідні конфігураційні файли для коректної роботи з серверами КЕП, та по черзі файли відправляються на підпис до цих серверів. Після відповідних дій на сервері КЕП повертається підписаний файл та зберігається за містом знаходження XML файлу, яке було вказано при старті мікросервісу. Після підпису усіх файлів робота мікросервісу завершується.

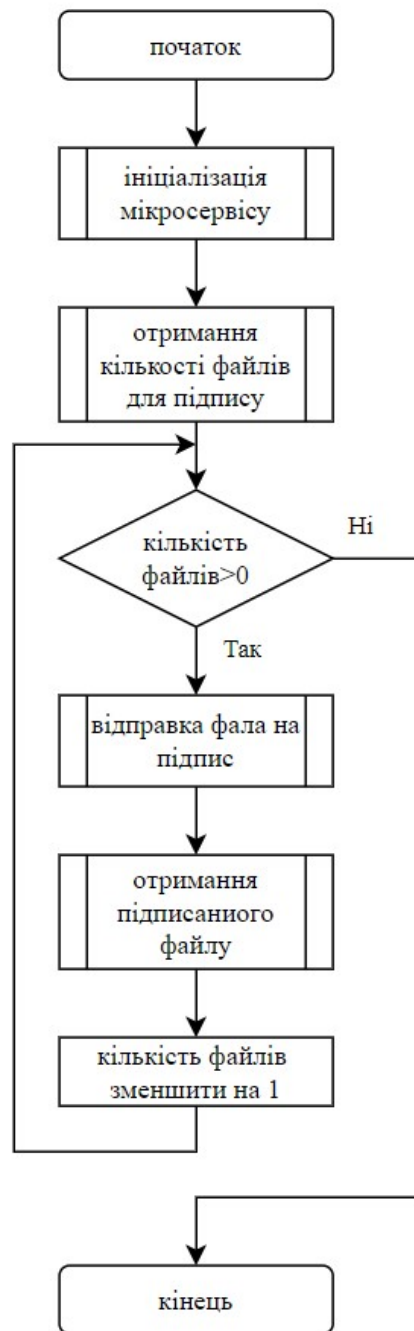


Рисунок 4.8 – Алгоритм роботи мікросервісу електронного підпису

По завершенню своєї роботи мікросервіс електронного підпису запускає мікросервіс відправки підписаних прогнозів та передає йому у якості аргументів місцезнаходження підписаних за допомогою кваліфікованого електронного підпису XML файлів.

Загальний алгоритм роботи мікросервісу відправки підписаних прогнозів представлений на рис. 4.9.

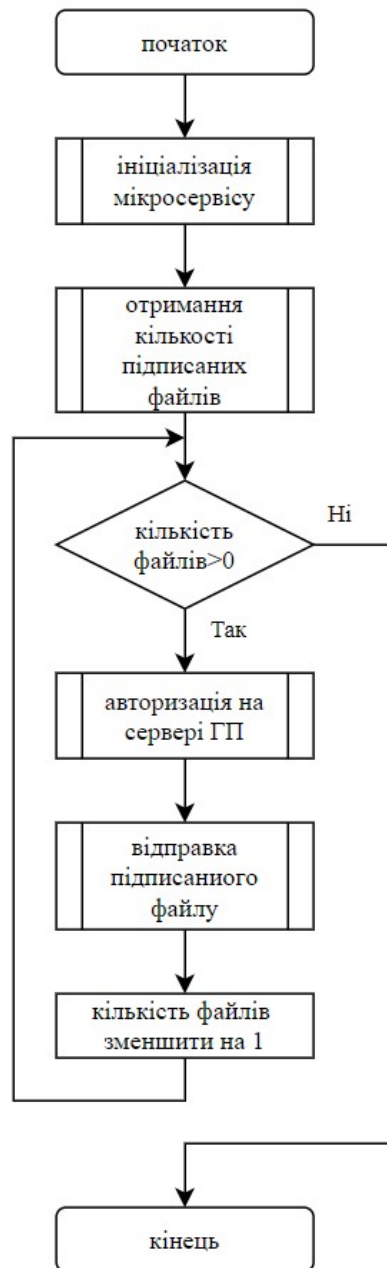


Рисунок 4.9 – Алгоритм роботи мікросервісу відправки підписаних прогнозів

Наступним кроком відбувається ініціалізація сервісу – зчитуються відповідні конфігураційні файли для коректної роботи з сервером гарантованого покупця та отримання списку станцій з їх даними для доступу к серверу (логін та пароль). Для кожної станції відбувається авторизація на сервері гарантованого покупця та за допомогою HTTP запити підписаний XML файл відправляється на сервер. Після чого дія повторюється для усіх

файлів усіх станцій та завершується робота мікросервісу до наступного виклику.

Програмний комплекс що складається з чотирьох мікросервісів, робота яких описана вище, працює за розкладом який передбачає створення та відправку першого погодинного прогнозу за дві доби наперед, після чого відбувається корекція першого прогнозу двічі за добу наперед, та у прогнозовану добу погодинно, починаючи з моменту сходу сонця.

4.3 Оцінка та аналіз результатів прогнозування щогодинного виробітку електричної енергії на день наперед для мережевих фотогальванічних станцій

Вибіркові результати прогнозування впродовж 2023 року щогодинного виробітку електричної енергії на день наперед для мережевих фотогальванічних станцій, які вказано у таблиці 4.1, наведено у таблицях Г.1...Г.12 додатку Г.

Всі наведені дані було одержано розробленою системою інтегрованого моніторингу. Метеорологічні дані, архівні та прогнозовані одержувались у автоматичному режимі за API - протоколом від метеорологічних серверів:

- "gismeteo": <https://www.gismeteo.ua/weather-horianivske-77720/>;
- "weathercom": <https://weather.com/weather/hourbyhour/1/18c057565e6a77ab8db20297aa3d63a95385590d82162f1cba1058074294d53a>;
- "accuweathercom": <https://www.accuweather.com/ru/ua/horianivske/1216654/hourly-weather-forecast/1216654?day=2>.

Дані щогодинного фактичного виробітку електроенергії одержувались по каналах модемного зв'язку від лічильників автоматизованої системи комерційного обліку електричної енергії (АСКОЕ), що виробляється мережею фотогальванічних станцій. Прогнози на наступний день в автоматичному режимі викладаються на сервер «Гарантованого покупця», починаючи з 16-00 години. Починаючи з 19-00 годин викладаються прогнози на два дні наперед,

а наступного дня, починаючи з 05-00 через кожну годину до 15-00, викладаються оновлення прогнозів на поточний день з горизонтом у 4 години, тобто о п'ятій годині – прогноз на дев'яту годину, о шостій – на десяту і так далі

Усереднені результати спостережень впродовж року за показниками роботи прогностичних моделей 40 фотогальванічних станцій наведено на діаграмах (рис. 4.10). Аналізуючи ці результати, можна бачити, що суттєве підвищення точності прогнозів (зменшення MAE% майже в два рази) відбувається в літку та на початку осені (на діаграмі – період з середини травня до середини вересня). Це можна пояснити зменшенням середніх рівнів хмарності та вологості, що відповідає результатам дослідження, наведеним у розділі 3. Також зменшення рівня коливань хмарності та вологості призводить до підвищення точності метеорологічних прогнозів, на яких базується прогноз виробітку електроенергії фотогальванічними станціями.

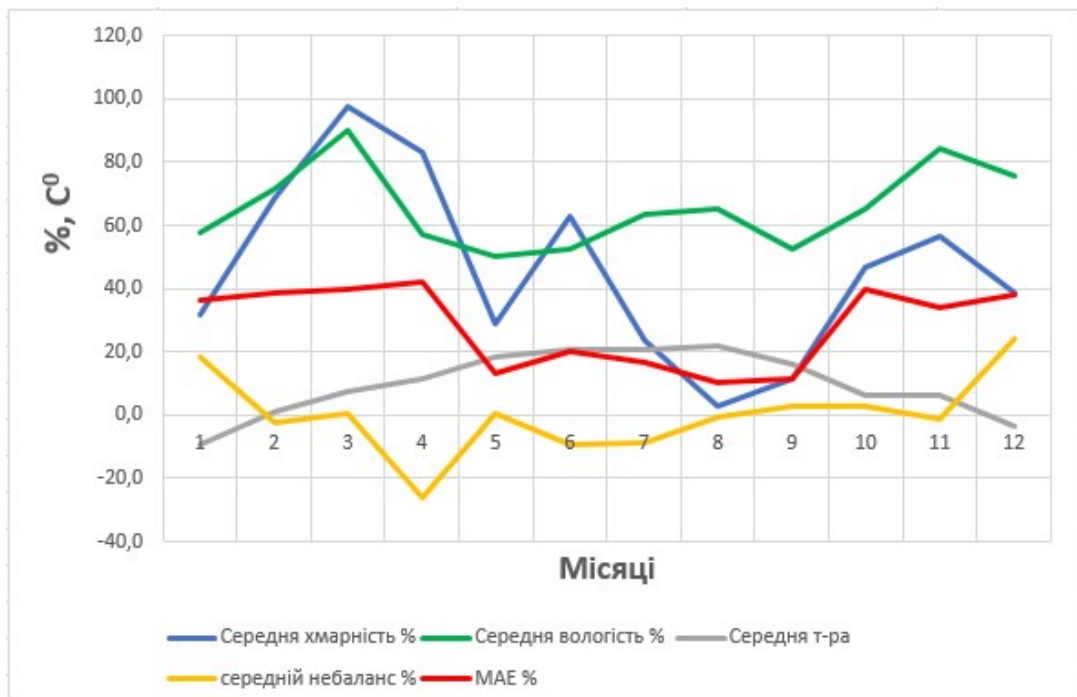


Рисунок 4.10 – Усереднені результати спостережень впродовж року за показниками роботи прогностичних моделей 40 фотогальванічних станцій

Для оцінки якості розробленої системи інтегрованого моніторингу виконано порівняння середніх значень MAE у мережі станцій, на яких втілено

розроблену систему, з середніми значеннями MAE всієї групи генеруючих одиниць Гарантованого покупця в однакові вибіркові дні (десяте число кожного місяця) впродовж 2023 року. Результати порівняння у вигляді порівняльної діаграми показані на рис. 4.11.

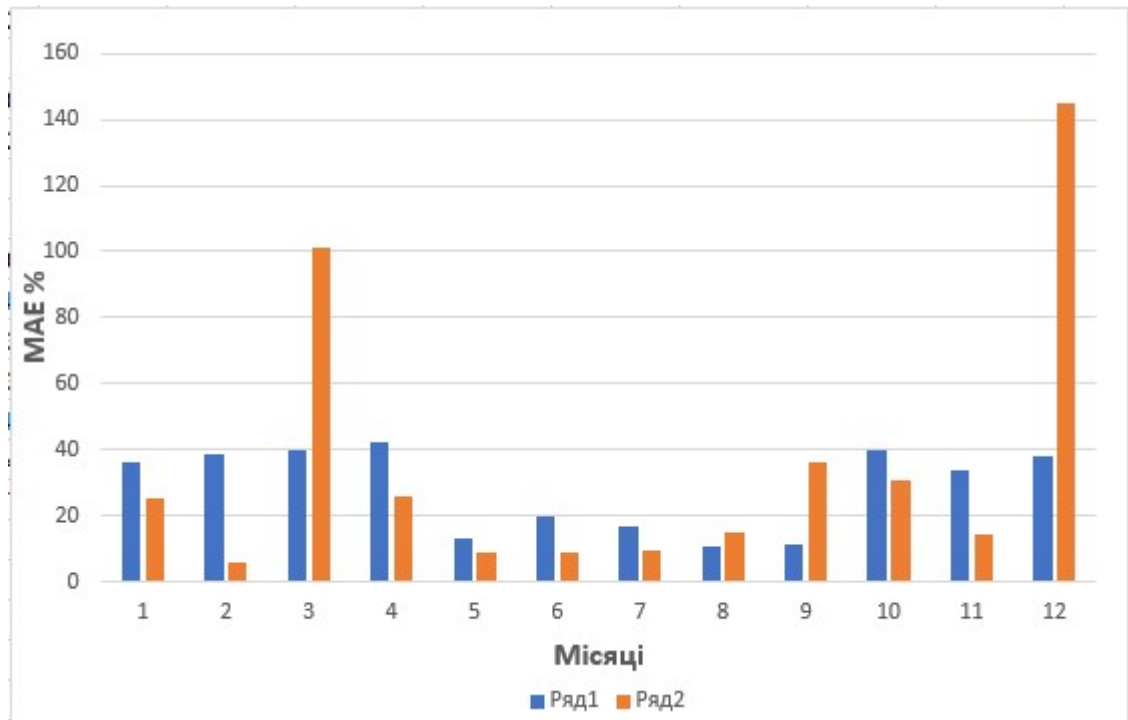


Рисунок 4.11 – Порівняльна діаграма небалансів між прогнозованим та фактичним виробітком електричної енергії

Де ряд 1 – значення MAE %, усереднені на мережі станцій, де втілено розроблену систему інтегрованого моніторингу на базі прогностичної моделі;

ряд 2 – значення MAE %, усереднені на всій групі Гарантованого покупця [10].

Враховуючи, що небаланси між прогнозованим та фактичним виробітком електричної енергії у різних станцій мають різні знаки, можна з великою вірогідністю очікувати, що середні небаланси великої групи, якою є група Гарантованого покупця, будуть меншими, ніж небаланси значно меншої групи, що входить до її складу. Але з наведеної діаграми можна бачити, що значення MAE %, що усереднені на мережі станцій, де втілено розроблену систему інтегрованого моніторингу на базі прогностичної моделі в середньому

(28,4%) не перевищують значення MAE (35,6%), що усереднені на всій групі Гарантованого покупця, а в деяких випадках (березень та грудень на діаграмі) можуть бути значно кращими.

Це означає, що точність, розробленої кіберфізичної системи інтегрованого моніторингу перевищує точність значної кількості інших систем, які функціонують у складі групи Гарантованого покупця, чим забезпечується оптимальність прийняття рішень щодо керування режимами генерації/споживання контрольованих об'єктів енергосистеми та операціями на енергоринку.

4.4 Висновки до розділу 4

1. За результатами дослідження розроблено типовий проект системи прогностичного моніторингу процесів фотоелектричного перетворення сонячної енергії мережевою станцією, що включена до балансуючої групи Гарантованого покупця з автоматичною регулярною передачею прогнозованої інформації на фотоелектричну станцію, платформу Гарантованого покупця, та НЕК Укренерго.

2. Розроблено уніфіковане програмне забезпечення системи прогностичного моніторингу.

3. Розроблено структуроутворюючий компонент системи прогностичного моніторингу – модульний мережевий адаптер, який забезпечує можливість створювати на станціях з великою кількістю комунікаційного обладнання розгалужені мережі RS-485 з топологією «зірки».

4. Розроблену систему прогностичного моніторингу втілено на 40 діючих мережевих фотоелектричних станціях загальною потужністю 56 мВт у Дніпропетровському, Харківському, Миколаївському, Запорізькому та Житомирському регіонах.

5. Точність, розробленої кіберфізичної системи інтегрованого моніторингу перевищує точність значної кількості інших систем, які

функціонують у складі групи Гарантованого покупця. Використання у програмному забезпеченні прогностичної моделі нових розроблених методів прогнозування дозволяє знизити абсолютну середню помилку прогнозів на 5-7%.

ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ

У дисертаційній роботі, яка є завершеною науково-дослідною роботою і присвячена дослідженню процесу автоматичного прогнозування щогодинного виробітку «на добу наперед» фотоелектричної енергії, вирішена важлива наукова задача підвищення ефективності системи прогностичного моніторингу, яка є невід'ємною складовою системи керування процесом фотогальванічного перетворення сонячної енергії, шляхом підвищення точності прогнозування виробітку електроенергії «на добу наперед" за рахунок зменшення залежності цих прогнозів від помилок метеорологічних прогнозів погоди.

Виконані у дисертаційній роботі розрахунки, дослідження та експерименти дали змогу зробити наступні висновки щодо результатів:

1. Аналіз огляду існуючого досвіду створення систем прогностичного щогодинного моніторингу з прогнозуванням «на добу наперед» процесів виробітку фотоелектричної енергії показав недостатній рівень захищеності існуючих принципів побудови прогностичних моделей від похибок метеорологічних прогнозів погоди, особливо у навчальній послідовності моделі.

2. За результатами дослідження поліноміального методу побудови прогностичної моделі фотогальванічного процесу перетворення сонячної енергії в електричну, спираючись на запропоновану у роботі гіпотезу факторизації, вдосконалено аналітичну платформу та розроблено методіку і відповідне програмне забезпечення для побудови моделей за алгоритмом поліноміальної складності з використанням для навчання ретроспективної бази даних будь якого об'єму.

3. Використання псевдоінверсної теорії Мура - Пенроуза при обчисленні поліноміальних коефіцієнтів моделі надало можливість побудови коректних моделей за умов сингулярності характеристичної матриці моделі, що має місце при великих об'ємах ретроспективної бази даних.

4. Розроблено нові методи зменшення впливу помилок метеопрогнозів на результати навчання прогностичних моделей. Згідно цих методів здійснюється: децимація недостовірних даних навчальної послідовності та виправлення недостовірних даних запропонованим у роботі методом рефлексивного навчання.

5. Для підвищення точності прогнозування вперше розроблено структуру та принцип побудови кумулятивного ансамблю прогностичних моделей, в якому за рахунок послідовних децимацій недостовірних даних, рефлексивного навчання, цілеспрямованого відбору та усереднення параметрів моделей здійснюється побудова оптимальної прогностичної моделі.

6. На основі статистичних досліджень з використанням кореляційного аналізу взаємозалежності вхідних метеорологічних даних моделі встановлено досить низький рівень їх взаємної детермінації, чим обґрунтовується гіпотеза факторизації функції впливу вхідних факторів. Оскільки математична структура моделі спирається на цю гіпотезу, її обґрунтування означає верифікацію прогностичної спроможності моделі.

7. Дослідження факторизованої функції впливу вказує на те, що незалежно від ступеню прогностичного поліному зберігається загальна тенденція часткових впливів. При цьому, найбільш впливовими являються рівень хмарності та вологості.

8. За результатами дослідження залежності ефекту термічного зниження потужності фотогальванічного модуля від вхідних даних прогностичної моделі виявлено домінуючий над температурою повітря вплив швидкості вітру. При цьому, вже при швидкості вітру до 2 м/с постійна часу нагріву модуля знижується настільки, що усереднена на годині температура модуля може бути обчислена за умови його теплової рівноваги з навколишньою середою.

9. Експериментальне порівняння на діючих фотоелектричних станціях різних методів щогодинного прогнозування виробітку фотоелектричної енергії

«на добу наперед» виявило перевагу ансамблевого з використанням розроблених за участю автора k-FC – методу, а також методу рефлексивного навчання і змішуванням прогнозів в ансамблі. Використання запропонованих методів дозволяє знизити абсолютну середню похибку прогнозів на 5-7%.

10. За результатами проведених досліджень розроблено типову структуру системи прогностичного моніторингу процесів виробітку фотоелектричної енергії для втілення на діючих фотоелектричних станціях.

11. За результатами аналізу досвіду промислової експлуатації розробленої системи прогностичного моніторингу, яка втілена у різних регіонах України на 40 мережевих фотоелектричних станціях загальною потужністю 56 мВт (додаток Б), виявлено, що її точність перевищує точність значної кількості інших систем, які функціонують у складі групи державного підприємства «Гарантованого покупця», що відповідає вимогам до оптимальності рішень щодо керування режимами генерації/споживання контрольованих об'єктів енергосистеми та операціями на енергоринку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кіберфізичні системи та їх програмне забезпечення. Ван Чунжі, Яцишин С. П., Лиса О. В., Мідик А. В., Вимірювальна техніка та метрологія, № 79 (1), 2018 р. с. 34-38.
2. Cyber physical systems security: Analysis, challenges and solutions. Yosef Ashibani, Qusay H. Mahmoud. Computers & Security, V. 68, July 2017, Pages 81-97.
3. Довгий С.О. Методи прогнозування в системах підтримки прийняття рішень : наук.-навч. вид. / С.О. Довгий, П.І. Бідюк, О.М. Трофимчук, О.І. Савенков; НАН України, Ін-т телекомунікацій і глобал. інформ. простору. – К. : Азимут-Україна, 2011. – 607с.
4. Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В. Методи прогнозування для прийняття ефективних рішень у багаторівневих моделях. Наук. вісник Ужгород ун-ту, 2011, вип. 22.
5. CHERNIAVSKIY A., KOTLYAR R. Energy monitoring as part energy management system municipality // Norwegian Journal of development of the International Science. VOL.2. №5/2017. – P.100-105 (ISSN 3453-9875).
6. Энергетический мониторинг как составляющая часть системы энергетического менеджмента / Розен В.П., Чернявский А.В. // Економічна безпека держави: стратегія, енергетика, інформаційні технології («Недінські читання – 2014»): монографія / За науковою редакцією д.т.н., проф. Лук'яненко С.О., к.е.н., доц. Караєвої Н.В. – К.: Видавництво ООО «Юрка Любченка», 2014. – 468 с. (С.261-270).
7. Калінчик В.П. Методологія оперативного управління споживанням електричної енергії/ В.П.Калінчик//Енергетика. – 2013. –№1. -С. 49-53.
8. Моніторинг ринку електричної енергії. Режим доступу: <https://www.nerc.gov.ua/monitoring-rinku-elektrichnoyi-energiyi>.

9. James Luffman, Solar power forecasting in Ukraine, <https://solcast.com/solar-forecasting/ukraine-solar-irradiance-data-and-power-forecasts/>, 2020
10. Гарантований покупець (державне підприємство) <https://www.gpее.com.ua/#section-official-info> .
11. Ineichen, P. 2016. “Validation of Models That Estimate the Clear-Sky Global and Beam Solar Irradiance.” *Solar Energy* 132: 332–344.
12. Савинов С.И. Солнечная земная и атмосферная радиация // *Климат и погода*. 1926. № 2-3. С. 12-59.
13. Catsoulis B.D. A method for estimating monthly global solar radiation // *Solar Energy*. 1984. Vol. 33, №5. P. 403-407.
14. А.Н.Гаевская, А.Ю.Гаевский, Разработка программного обеспечения для оптимизации параметров фотоэлектрических станций. *Відновлювана енергетика*. 2017. № 2 С 41-49
15. Huashan L., Xianbiao B., Zhen L., Liang Z., Weibin M. Calculating the diffuse solar radiation in regions without solar radiation measurements // *Energy*. 2012. Vol. 44, № 1. P. 611-615.
16. Loutzenhiser P.G. Empirical validation of models to compute solar irradiance on inclined surfaces for building energy simulation /P.G. Loutzenhiser, H. Manz et al.//*Solar Energy*. – 2007. – v. 81. – p. 254–267.
17. Kalogirou, S. A. *Solar Energy Engineering: Processes and Systems* .– London: Academic Press, 2009 – 760 p.
18. Noorian A.M. Evaluation of 12 models to estimate hourly diffuse irradiation on inclined surfaces /Ali M.Noorian, I.
19. Erbs, D., S. Klein, and J. Duffie. 1982. “Estimation of the Diffuse Radiation Fraction for Hourly,
20. Daily and Monthly-Average Global Radiation.” *Solar Energy* 28 (4): 293–302.

21. Басок Б.И., Давыденко Б.В. Новиков В.Г. Солнечное излучение у земной поверхности. Budownictwo o Zoptymalizowanym Potencjale Energetycznym Vol. 7, Nr 1/2018, s. 67-72
22. Kumler Andrew, Yu Xie, and Yingchen Zhang. 2018. A New Approach for Short-Term Solar Radiation Forecasting Using the Estimation of Cloud Fraction and Cloud Albedo. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory. NREL/TP-5D00-72290. <https://www.nrel.gov/docs/fy19osti/72290.pdf>.
23. F. Bizzarri, M. Bongiorno, A. Brambilla, G. Grusso, and G.S. Gajani, Model of Photovoltaic Power Plants for Performance Analysis and Production Forecast, IEEE Transactions on Sustainable Energy, Vol. 4, No. 2, pp. 278-285, 2013.
24. M.Q. Raza, M. Nadarajah, and C. Ekanayake, On recent advances in PV output power forecast, Solar Energy, Vol. 136, pp. 125-144, 2016.
25. J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F.J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, Review of photovoltaic power forecasting, Solar Energy, Vol. 136, pp. 78-111, 2016.
26. A. Gensler, J. Henze, B. Sick, N. Raabe, Deep learning for solar power forecasting—an approach using autoencoder and lstm neural networks, in: Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2016 IEEE International Conference on, IEEE, 2016, pp. 002858–002865.
27. H.S. Jang, K.Y. Bae, H.-S. Park, D.K. Sung, Solar power prediction based on satellite images and support vector machine, IEEE Trans. Sustain. Energy 7 (3) (2016) 1255–1263.
28. Biau G. Analysis of a Random Forests Model // Technical report, University Paris 6. 2010. P. 1–31. URL: <http://hal.archivesouvertes.fr/docs/00/47/65/45/PDF/article2.pdf>
29. Jerome H. Friedman, Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine Source: The Annals of Statistics, Vol. 29, No. 5 (Oct., 2001), pp. 1189-1232 Published by: Institute of Mathematical Statistics Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/2699986>

30. A. Yona, T. Senjyu, T. Funabashi, and C.-H. Kim, Determination Method of Insolation Prediction With Fuzzy and Applying Neural Network for Long-Term Ahead PV Power Output Correction, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 4, No. 2, pp. 527-533, 2013.
31. Y. Ren, L. Zhang, P.N. Suganthan, Ensemble classification and regression-recent developments, applications and future directions, *IEEE Comp. Int. Mag.* 11 (1) (2016) 41–53.
32. H.-T. Yang, C.-M. Huang, Y.-C. Huang, and Y.-S. Pai, A weather-based hybrid method for 1-day ahead hourly forecasting of PV power output, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 5, No. 3, pp. 917-926, 2014.
33. J. Liu, W. Fang, X. Zhang, and C. Yang, An Improved Photovoltaic Power Forecasting Model With the Assistance of Aerosol Index Data, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 6, No. 2, pp. 434-442, 2015.
34. Lorenzo Gigoni, Alessandro Betti, Emanuele Crisostomi, Alessandro Franco, Mauro Tucci, Fabrizio Bizzarri, Debora Mucci, Day-Ahead Hourly Forecasting of Power Generation from Photovoltaic Plants, arXiv:1903.06800v1 [cs.LG] 26 Feb 2019.
35. S. Makridakis, E. Spiliotis, V. Assimakopoulos, Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward, *PloS One* <https://journals.plos.org/plosone/> 13 (3) (2018) e0194889.
36. Mariam AlKandari and Imtiaz Ahmad, Solar power generation forecasting using ensemble approach based on deep learning and statistical methods, *Applied Computing and Informatics*, vol. ahead-of-print no. ahead-of-print, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aci.2019.11.002>
37. D.P. Larson, L. Nonnenmacher, and C.F.M. Coimbra, Day-ahead forecasting of solar power output from photovoltaic plants in the American Southwest, *Renewable Energy*, Vol. 91, pp. 11-20, 2016
38. Jidong Wang, Ran Ran and Yue Zhou, A Short-Term Photovoltaic Power Prediction Model Based on an FOS-ELM Algorithm, *Appl. Sci.* 2017, 7(4), 423; <https://doi.org/10.3390/app7040423>

39. Ling-Ling Li, Shi-Yu Wen, Ming-Lang Tseng, Cheng-Shan Wang, Renewable energy prediction: A novel short-term prediction model of photovoltaic output power, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 228, 10 August 2019, pp. 359-375; <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544219315105>
40. Zhang Jinjin, Zhang Qian, Li Guoli, Ma Yuan, Wang Can: Application of HIMVO-SVM in short-term load forecasting, *Chinese Control and Decision Conference*, CCDC; DOI: 10.1109/CCDC49329.2020; <https://ieeexplore.ieee.org/document/9164644>
41. Mingming Gao, Jianjing Li, Feng Hong , Dongteng Long, Day-ahead power forecasting in a large-scale photovoltaic plant based on weather classification using LSTM, *Energy*, Vol. 187, 15 November 2019, 115838; <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.07.168>
42. Therneau T, Atkinson B, Ripley B. Recursive Partitioning and Regression Trees; 2015. Available; <https://cran.r-project.org/package=rpart>
43. Francq, C.; Zakoïan, J.-M. (2005), Recent results for linear time series models with non independent innovations, *Statistical Modeling and Analysis for Complex Data Problems*, Springer, p. 241–265
44. Brockwell, P. J.; Davis, R. A. (2009); *Time Series: Theory and Methods*; New York: Springer. P. 273. ISBN 9781441903198.
45. M. Tucci, E. Crisostomi, G. Giunta, and M. Raugi, A Multi-Objective Method for Short-Term Load Forecasting in European Countries, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 104-112, 2016.
46. C. Cortes, and V. Vapnik, Support-vector networks, *Machine learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 1273-1297, 1995.
47. V. Vapnik, S.E. Golowich, and A.J. Smola, Support vector method for function approximation, regression estimation and signal processing, In: *Advances in neural information processing systems*, ed. by M. Mozer and M. Jordan and T. Petsche, pp. 281-287, Cambridge, MA, MIT Press, 1997.

48. A.J. Smola, and B. Schölkopf, A tutorial on support vector regression, *Statistics and computing*, Vol. 4, No. 3, pp. 199-222, 2004.
49. Chen T. XGBoost: A scalable tree boosting system, arXiv: submit/1502704 [cs.LG] 9 Mar 2016
50. Мурыгин К.В. Особенности реализации алгоритма AdaBoost для обнаружения объектов на изображениях / К.В.Мурыгин // Штучний інтелект .— 2009 .— №3 .— С.573-581.
51. L. Breiman, Random Forests, *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32, 2001.
52. M. Meinshausen, Quantile Regression Forests, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 7, pp. 983-999, 2006.
53. Zaslavskiy, A., Karpenko, O.: Prognostic model of a photovoltaic power plant. In: Shkarlet, S., et al. (eds.) *Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2021. LNNS*, vol. 344, pp. 91–103. Springer, Cham (2022). https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_7
54. E. H. Moore: On the reciprocal of the general algebraic matrix. *Bulletin of the American Mathematical Society* 26, 394—395 (1920) <http://www.ams.org/bull/1920-26-09/S0002-9904-1920-03322-7/S0002-9904-1920-03322-7.pdf>
55. Роджер Пенроуз: A generalized inverse for matrices. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society* 51, 406—413 (1955)
56. Гідродинамічні моделі прогнозу погоди і сіткові методи їх реалізації: Навчальний посібник / Ківганов А.Ф. , Хоменко Г.В., Хохлов В.М., Бондаренко В.М.- Одеса: «ТЭС», 2002. - 178 с.
57. L. Rokach, Ensemble-based classifiers, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 33, No. 1-2, pp. 139, 2010.
58. James Surowiecki, *The Wisdom Of Crowds*; Abacus, p. 294, (2005)
59. Karpenko, O., Zaslavskiy, A., Tkachev, V. (2024). On the Issue of Reducing the Negative Impact of Erroneous Data in the Training Sequence of a Predictive Model. In: Kazymyr, V., et al. *Mathematical Modeling and Simulation of*

- Systems. MODS 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 1091. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67348-1_27.
60. J. L. Rodgers and W. A. Nicewander. Thirteen ways to look at the correlation coefficient [Архівовано 29 Травня 2016 у Wayback Machine.]. *The American Statistician*, 42(1):59-66, February 1988.
61. Benesty, J., J. Chen, Y. Huang, and L. Cohen. 2009. "Pearson Correlation Coefficient." In *Noise Reduction in Speech Processing*. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag.
62. Adrian Bejan, *Convection Heat Transfer*. 2013, John Wiley & Sons, Inc, p. 858 <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781118671627>.
63. О. В. Карпенко, О. М. Заславський, Прогностична модель фотоелектричної станції з урахуванням термічного зниження потужності фотоелектричних модулів. - ISSN 1997-9266. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2024. №2, с
64. О.М. Заславський, В.В. Ткачов, С.М. Проценко, О.В. Карпенко, Принципи побудови програмних засобів моніторингу неелектричних енергетичних та матеріальних потоків. - *Енергозбереження та енергоефективність* №103, с. 115-120.
65. О.М. Заславський, О.В. Карпенко, С.М. Проценко, В.В. Ткачов, Принципи побудови технічних засобів моніторингу енергетичних та матеріальних потоків. - *Науково-технічний збірник Гірничої електромеханіки та автоматика* №102, с. 37-42.
66. Заславський О.М, Карпенко О.В, Проценко С.Н., Ткачов В.В. Автоматизований комплекс моніторингу енергоносіїв на Дніпровському коксохімічному заводі. - матеріали міжнародної науково-технічної конференції Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні

ДОДАТКИ

Додаток А

Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації

Публікації у періодичних міжнародних виданнях, які індексуються у наукометричній базі Scopus

1. Zaslavskiy, A., Karpenko, O.: Prognostic model of a photovoltaic power plant. In: Shkarlet, S., et al. (eds.) *Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2021. LNNS*, vol. 344, pp. 91–103. Springer, Cham (2022). https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_7

2. Karpenko, O., Zaslavskiy, A., Tkachev, V. (2024). On the Issue of Reducing the Negative Impact of Erroneous Data in the Training Sequence of a Predictive Model. In: Kazymyr, V., et al. *Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2023. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 1091. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67348-1_27

Публікації у періодичних фахових виданнях України

3. О.М. Заславський, О.В. Карпенко, С.М. Проценко, В.В. Ткачов, Принципи побудови технічних засобів моніторингу енергетичних та матеріальних потоків. Науково–технічний збірник «Гірнича електромеханіка та автоматика». 2019 №102, с. 37–42.

https://gea.nmu.org.ua/ua/ntz/archive/102/102_7.pdf

4. О.М. Заславський, В.В. Ткачов, С.М. Проценко, О.В. Карпенко, Принципи побудови програмних засобів моніторингу неелектричних енергетичних та матеріальних потоків. Енергозбереження та енергоефективність. 2020. №103, с. 115–120.

<https://journals.politehnica.dp.ua/index.php/eis/article/view/352>

5. О.В. Карпенко, О.М. Заславський, Прогностична модель фотоелектричної станції з урахуванням термічного зниження потужності

фотоелектричних модулів. – ISSN 1997–9266. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2024. №2, с. 47–52.

<https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article/view/3009>

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

6. Заславський О.М., Карпенко О.В., Проценко С.Н., Ткачов В.В. Автоматизований комплекс моніторингу енергоносіїв на Дніпровському коксохімічному заводі. Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні імені професора Михальова О.І.: –матеріали Міжнар. наук.–техн. конф. Національна металургійна академія України, ІВК «Системні технології», 2020, с. 321 – 324.

<https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/itmm/article/view/306/216>.

7. Zaslavskiy Alexandr, Karpenko Oleh, Prognostic model of a photovoltaic power plant. – Математичне та імітаційне моделювання систем. МОДС 2021: матеріали Міжнар. наук.–техн. конф. – Чернігів: НУ «Чернігівська політехніка», с. 61 – 64.

<http://ir.stu.cn.ua/bitstream/handle/123456789/23388/%d0%9c%d0%9e%d0%94%d0%a1%202021V.5%2020.08.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Особистий внесок автора в роботах, що опубліковані у співавторстві, полягає:

[1] побудова аналітичної платформи обчислення рівня сонячної інсоляції та функцій впливу метеорологічних факторів на рівень виробітку фотоелектричної енергії; [2] розробка методів зменшення негативного впливу помилкових даних у навчальній послідовності прогностичної моделі, а саме: методу «довірчого прогнозу» та методу рефлексивного навчання; [3] побудова імітаційної моделі процесу термічного зниження потужності фотогальванічного модуля та розробка алгоритму компенсації додаткової похибки прогнозування, пов'язаної з цим процесом; [4] розробка програмного забезпечення розгалуженої системи моніторингу енергетичних потоків; [5] розробка структуроутворюючого компоненту системи моніторингу –

модульного мережевого адаптеру, який забезпечує можливість створювати на об'єктах з великою кількістю комунікаційного обладнання розгалужені мережі RS-485 з топологією «зірки»; [6] розробка програмно-технічних засобів для побудови інтегрованих систем моніторингу у промисловому виробництві; [7] розробка програмного забезпечення системи прогностичного моніторингу фотоелектричних станцій.

Довідки про впровадження результатів дисертаційної роботи



49044, Україна, м. Дніпро,
вул. Шевченка, 22, кв. 18
тел. (0562) 32-05-51
E-mail: oblik.dp@gmail.com

Міжгалузева господарська корпорація

АКТ

про впровадження у серійну промислову експлуатацію результатів
дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеню
кандидата технічних наук

Карпенко Олега Вікторовича

у системах прогностичного моніторингу мережевих фотоелектричних
станцій, які обслуговуються МГК «Облік»

Цим актом підтверджується, що результати дисертаційної роботи Карпенко Олега Вікторовича «СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ З СИСТЕМОЮ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ПРОГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ», а саме:

- Рішення з побудови структури комплексу технічних засобів систем прогностичного моніторингу;
- Методи навчання прогностичної моделі фотоелектричного процесу перетворення сонячної енергії;
- Програмне забезпечення системи автоматичного прогнозування з самонавчанням щогодинного виробітку електричної енергії «на добу наперед»

використано у системах прогностичного моніторингу корпорації «Облік» для прогнозування щогодинного виробітку електричної енергії «на добу наперед» на мережевих фотоелектричних станціях.

На дату підписання цього акту об'єм впровадження обчислюється 52 фотоелектричними станціями у Дніпропетровському, Запорізькому, Харківському, Житомирському, Херсонському та Вінницькому регіонах. Інноваційні результати досліджень, що виконані у дисертаційній роботі, забезпечили підвищення точності щогодинного прогнозування виробітку електричної енергії «на добу наперед» у середньому на 5-7%.

По даному Акту МГК «Облік» фінансової відповідальності не несе.

Президент МГК «Облік»



В. М. Клименко

Програмний код точки входу до мікросервісу створення прогнозних даних

```
package mainpackage;

import org.apache.commons.cli.*;
import org.apache.logging.log4j.LogManager;
import org.apache.logging.log4j.Logger;
import org.quartz.*;
import org.quartz.impl.StdSchedulerFactory;
import xmlreport.GpeeComUa;

import java.time.LocalDate;
import java.time.LocalTime;
import java.util.TreeMap;

import static mainpackage.Utills.errorHandler;
import static mainpackage.Vars.cmd;
import static mainpackage.Vars.mainConfigParams;

public class MainClass {

    public static final Logger LOG =
LogManager.getLogger(MainClass.class);

    public static void main(String[] args) {
        try {
            LOG.info("Program runs");
            CommandLineParser parser = new DefaultParser();
            ComandLineArgs comandLineArgs = new ComandLineArgs();
            cmd = parser.parse(comandLineArgs.getPosixOptions(), args);
            InitApp initApp = new InitApp();
            if (!new InitApp().initMainApp()) {
                throw new Exception("Main application initialization error!");
            } else {
```

```

    if (!initApp.createTelegramBot()) {
        Exception ex = new Exception("Main application create telegram
bot error!");
        errorHandler(ex, ex.toString());
    }
    StringBuilder cronSchedule = new StringBuilder();
    TreeMap<LocalTime, String> timeMap = new TreeMap<>();
    for (int i = 0; i <
mainConfigParams.schedule.forecastTime.size(); i++) {
        LocalTime time =
LocalTime.parse(mainConfigParams.schedule.forecastTime.get(i));
        timeMap.put(time, String.valueOf(time.getHour()));
    }
    for (int i = 0; i <
mainConfigParams.schedule.correction.today.size(); i++) {
        LocalTime time =
LocalTime.parse(mainConfigParams.schedule.correction.today.get(i)
);
        timeMap.put(time, String.valueOf(time.getHour()));
    }
    for (int i = 0; i <
mainConfigParams.schedule.correction.tomorrow.size(); i++) {
        LocalTime time =
LocalTime.parse(mainConfigParams.schedule.correction.tomorrow.get
(i));
        timeMap.put(time, String.valueOf(time.getHour()));
    }
    cronSchedule.append("0 0 ");
    timeMap.forEach((k, v) -> {
        cronSchedule.append(k.getHour());
        if (!k.equals(timeMap.lastKey())) {
            cronSchedule.append(",");
        } else {
            cronSchedule.append(" * * ?");
        }
    }

```

```
});  
SchedulerFactory schedulerFactory = new StdSchedulerFactory();  
Scheduler scheduler = schedulerFactory.getScheduler();  
CronTrigger trigger = TriggerBuilder.newTrigger()  
    .withIdentity("trigger1", "group1")  
  
    .withSchedule(CronScheduleBuilder.cronSchedule(cronSchedule.toString()))  
    .forJob("myJob", "group1")  
    .build();  
JobDetail jobDetail = JobBuilder.newJob(Worker.class)  
    .withIdentity("myJob", "group1")  
    .build();  
scheduler.scheduleJob(jobDetail, trigger);  
Vars.initVariables();  
}  
} catch (Exception ex) {  
    errorHandler(ex, ex.toString());  
    System.exit(0);  
}  
}
```

}

Додаток Г

Вибіркові результати прогнозування впродовж 2023 року щогодинного виробітку електричної енергії на день наперед для мережевих фотогальванічних станцій.

Таблиця Г.1 – Звіт за 10.01.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	8,3	57,8	-12,8	-0,32	25,18
2	34,1	55,4	-8,7	-16,33	29,8
3	31,4	57,5	-8,7	72,61	72,61
4	47,5	58	-6,9	38,89	43,95
5	45,7	59,3	-8,3	-35,15	38,77
6	29,1	57,1	-8,8	3,02	27,12
7	29,5	57,1	-8,8	0,51	31,93
8	34,1	55,3	-8,8	-31,55	42,33
9	9,1	55,1	-11,5	4,6	31,31
10	24,9	54,6	-9,9	-0,68	31
11	24,4	54,7	-9,8	-3,55	36,86
12	27,5	56,3	-9,1	-10,91	33,81
13	37,6	57,9	-8,4	17,7	43,92
14	32,1	56,8	-9,3	36,52	41
15	3	63,2	-15,1	Відключення	Відключення
16	3	63,2	-15,1	Відключення	Відключення
17	19	54,9	-9,6	46,14	56,44
18	29,2	55,5	-9	53,69	53,69
19	29,2	55,4	-8,9	70,71	70,71
20	25,3	56,6	-9,2	39,1	36,2
21	25,3	56,6	-9,2	44,14	48,23
22	38,2	59,1	-8,5	-1,01	29,7
23	38,2	59,1	-8,5	12,46	35,62
24	38,2	59,1	-8,5	7,63	21,65
25	22,4	54,9	-10,2	45,02	45,02
26	67,4	65,7	-4,8	25,32	40,08
27	95,4	71,3	-5,6	58,9	58,9
28	19,1	54,9	-9,6	29,39	29,39
29	29,6	55	-8,8	-8,92	29,61
30	22,4	54,9	-9,4	4,19	16,04
31	32,6	56,7	-8,7	56,03	56,03

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
32	32,6	56,7	-8,7	48,9	48,9
33	46	60,7	-8,3	-5,13	37,02
34	31,4	57,6	-8,7	20,69	20,69
35	4,1	57,5	-12,7	21,9	29,25
36	36,2	58,4	-8,6	12,48	25,83
37	36,4	58,4	-8,6	-4,86	54,86
38	38,7	58,9	-8,4	26,24	28,73
39	33,4	57,1	-8,5	11,76	16,32
40	3,1	57,4	-13	Відключення	Відключення
середнє	31,8	57,9	-9,3	18,7	36,4

Таблиця Г.2 – Звіт за 10.02.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	68,9	76,6	-0,7	56,67	60,77
2	67,8	70	1	8,6	36,11
3	67,4	70,6	1,1	23,07	31,26
4	71,2	69,3	1,9	6	22,37
5	68,4	68,6	1,1	26,15	97,91
6	67,8	70,8	1	-4,52	22,56
7	67,8	70,8	1	-9,56	26,6
8	68,5	70,6	0,9	-22,06	30,76
9	70,7	73,3	-0	53,79	63,21
10	73,2	70,9	0,7	27,8	53,41
11	71,6	70,7	0,8	24,87	59,4
12	67,5	70,8	1	-28,03	33,41
13	68,4	69,5	1,2	-19,85	20,53
14	68,5	70,6	0,7	16,27	80,05
15	69,6	80,7	-0,9	-18,88	33,91
16	69,6	80,7	-0,9	-6,93	23,74
17	68,1	71,8	0,9	-12,01	18,77
18	67,8	71	1,1	41,3	67,58
19	67,8	71	1,1	69,6	80,27
20	66,7	71,5	0,9	-25,93	27,94
21	66,7	71,5	0,9	-37,54	38,64
22	68,7	69,1	1,1	-16,99	25,87
23	68,7	69,1	1,1	-22,92	27,52
24	68,7	69,1	1,1	-30,38	32,53

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
25	72,5	71,2	0,6	25,03	48,51
26	70,6	70	2,2	-33,01	33,44
27	64,9	74	0,8	-18,71	25,69
28	68,1	71,8	0,9	-36,87	37,78
29	67,2	70,6	1	-34,25	36,39
30	68,5	71,7	0,9	-3,46	29,74
31	67,4	69,6	1,1	19,3	27,5
32	67,4	69,6	1,1	-41,42	43,07
33	68,3	68,8	1	-19,46	23,56
34	67,3	70,6	1,1	-8,52	15,44
35	69,6	75,8	-0,3	65,45	74,23
36	68,5	68,9	1	-29,16	32,5
37	68,5	68,9	1	-34,85	36,9
38	68,3	68,8	1,2	-17,91	20,96
39	67,5	69,4	1,3	-10,14	20,48
40	68,5	74,3	0	-0,66	14,83
середнє	68,6	71,3	0,8	-2,2	38,4

Таблиця Г.3 – Звіт за 10.03.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	98,8	92,4	6,5	-0,57	29,93
2	97,7	90,9	7,7	2,12	23,74
3	97,7	90,3	7,6	-6,74	38,08
4	97,7	86,3	8,6	-6,62	26,51
5	97,6	89,9	7,6	12,54	39,78
6	97,8	90,9	7,7	-4,39	48,06
7	97,7	91	7,7	-1,2	37,82
8	98,4	90,7	7,7	-17,84	29,73
9	98,8	91,5	7	-11,02	45,15
10	98	91,3	7,4	1,09	30,11
11	98,1	91,2	7,4	-11,65	34,56
12	97,9	90,8	7,8	7,2	22,53
13	98	90,9	7,5	15,33	23,12
14	98	89,8	7,6	-4,81	31,88
15	98,4	88,4	6,2	-26,55	34,46
16	98,4	88,3	6,2	-8,19	31,33
17	98,3	89,7	7,9	4,85	33,08

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
18	97,8	90,4	7,7	11,93	69,9
19	97,8	90,5	7,7	26,89	69,3
20	98	89	8	-2,58	34,61
21	98,3	89	8	-1,26	35,71
22	97,8	90,5	7,6	-5,24	59,24
23	98	90,4	7,6	-12,18	34,63
24	97,9	90,6	7,6	-18,41	46,64
25	99	91,3	7,4	-3,75	34,77
26	97	86,6	8	0,91	47,31
27	89,7	83,3	2,5	5,08	10,51
28	98,3	89,7	7,9	7,46	37,85
29	98,1	90,8	7,7	-10,99	54,44
30	98,9	90,2	7,8	64,76	64,76
31	97,6	90,6	7,6	-14,46	35,24
32	97,7	90,5	7,6	5,05	54,83
33	98	90,5	7,3	-3,26	31,92
34	97,7	90,3	7,6	-2,05	39,68
35	99,1	92,2	6,5	10,44	52,95
36	97,7	91	7,5	24,44	47,73
37	97,5	90,9	7,5	-9,71	54,06
38	97,7	90,6	7,7	-8,44	42,33
39	97,7	90,6	7,7	17,54	44,53
40	97,4	91,4	6,5	15	31,27
середнє	97,8	90,1	7,3	0,66	39,9

Таблиця Г.4 – Звіт за 10.04.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	81,2	49,8	10,4	-14,57	31,95
2	79,9	58,2	11,5	-44,17	44,22
3	81,5	58,4	11,5	Відключення	Відключення
4	89,8	60,1	12	-26,75	29,18
5	84,6	58,9	11,4	69,53	87,83
6	83,6	58,3	11,5	-31,26	32,02
7	83,6	58,3	11,5	-40	40,69
8	83,3	58,7	11,5	-52,61	52,61
9	84,3	53,9	10,6	-17,92	26,91
10	79,1	58,3	11	-33	33,74

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
11	79	58	11	-39,37	39,71
12	82	57,9	11,4	-31,98	37,52
13	79,6	59,5	11,6	-32,05	32,08
14	81,7	58	11,1	-52,47	52,55
15	82,8	45,3	10,4	48,53	76,02
16	82,8	45,3	10,4	34,55	54,27
17	85,7	57,7	11,3	-37,8	37,8
18	83,4	58,2	11,5	-35,96	40,52
19	83,4	58,2	11,5	-17,02	25,16
20	85	58,7	11,1	-41,89	42,7
21	85	58,7	11,1	-38,52	39,62
22	82	57,8	11,5	-33,87	37,84
23	82	57,8	11,5	-35,57	37,51
24	82	57,8	11,5	5,38	62,7
25	81,6	58	10,9	-30,04	30,21
26	84,1	66,4	11,7	-59,46	59,46
27	93,7	67,8	8,8	-10,89	37,5
28	86,9	57,1	11,3	-55,16	55,55
29	83,2	58,6	11,5	-63,5	63,83
30	85,9	58,6	11,2	-45,76	46,27
31	81,1	57,8	11,6	-39,13	39,13
32	81,1	57,7	11,6	-32,66	32,66
33	80,9	60,5	11,3	-40,51	40,51
34	81,4	58,5	11,5	-32,37	32,39
35	86,2	50,5	10,5	-9,24	20,59
36	82,7	58	11,5	-41,98	42,43
37	83,4	57,4	11,6	-38,36	38,36
38	83	58	11,6	-35,87	41,28
39	80,6	58,2	11,6	-32,09	33,56
40	81,7	49,1	10,7	-26,46	27,87
середнє	83,3	57,3	11,2	-26,1	42,0

Таблиця Г.5 – Звіт за 10.05.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	81,2	49,8	10,4	-14,57	31,95
2	79,9	58,2	11,5	-44,17	44,22
3	81,5	58,4	11,5	Відключення	Відключення

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
4	89,8	60,1	12	-26,75	29,18
5	84,6	58,9	11,4	69,53	87,83
6	83,6	58,3	11,5	-31,26	32,02
7	83,6	58,3	11,5	-40	40,69
8	83,3	58,7	11,5	-52,61	52,61
9	84,3	53,9	10,6	-17,92	26,91
10	79,1	58,3	11	-33	33,74
11	79	58	11	-39,37	39,71
12	82	57,9	11,4	-31,98	37,52
13	79,6	59,5	11,6	-32,05	32,08
14	81,7	58	11,1	-52,47	52,55
15	82,8	45,3	10,4	48,53	76,02
16	82,8	45,3	10,4	34,55	54,27
17	85,7	57,7	11,3	-37,8	37,8
18	83,4	58,2	11,5	-35,96	40,52
19	83,4	58,2	11,5	-17,02	25,16
20	85	58,7	11,1	-41,89	42,7
21	85	58,7	11,1	-38,52	39,62
22	82	57,8	11,5	-33,87	37,84
23	82	57,8	11,5	-35,57	37,51
24	82	57,8	11,5	5,38	62,7
25	81,6	58	10,9	-30,04	30,21
26	84,1	66,4	11,7	-59,46	59,46
27	93,7	67,8	8,8	-10,89	37,5
28	86,9	57,1	11,3	-55,16	55,55
29	83,2	58,6	11,5	-63,5	63,83
30	85,9	58,6	11,2	-45,76	46,27
31	81,1	57,8	11,6	-39,13	39,13
32	81,1	57,7	11,6	-32,66	32,66
33	80,9	60,5	11,3	-40,51	40,51
34	81,4	58,5	11,5	-32,37	32,39
35	86,2	50,5	10,5	-9,24	20,59
36	82,7	58	11,5	-41,98	42,43
37	83,4	57,4	11,6	-38,36	38,36
38	83	58	11,6	-35,87	41,28
39	80,6	58,2	11,6	-32,09	33,56
40	81,7	49,1	10,7	-26,46	27,87
середнє	83,3	57,3	11,2	-26,1	42,0

Таблиця Г.6 – Звіт за 10.06.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	73,6	53,4	20	-19,43	31,91
2	55,3	49,2	21	-12,63	14,76
3	58,1	51,7	21,1	0,81	26
4	78,3	54,6	20,4	-17,2	17,2
5	58,3	52,6	20,8	-0,77	16,99
6	58,3	52,7	20,8	-8,3	11,16
7	55,6	49,8	20,9	-2,68	13,26
8	61,7	50,8	20,3	-4,84	12,05
9	56,2	51,1	20,7	-14,5	14,6
10	57,5	50,6	20,9	-8,94	15,9
11	58,4	52,5	20,5	-2,55	9,54
12	58,1	50,8	21,1	3,18	12,79
13	61,9	52,4	19,9	-8,11	19,13
14	68,2	53,7	19,9	6,28	45,68
15	68,3	53,7	20	9,14	43,84
16	77,4	51,6	20,6	Відключення	Відключення
17	59,7	54,6	19,8	-9,91	16,57
18	56,2	52,6	20,9	-14,1	16,84
19	56,4	52,5	20,9	1,01	14,43
20	71,3	53,6	19,6	-17,19	18,69
21	71,3	53,6	19,6	-14,55	16,04
22	59,5	52,5	20,5	0,58	18,59
23	59,5	52,5	20,5	-10,46	18,33
24	59,1	52,5	20,5	-10,14	17,28
25	55,7	50,6	20,4	-9,01	12,19
26	79,9	56,2	20,5	-33,19	33,19
27	85,3	75,4	17,7	-38,54	39,28
28	59,7	54,6	19,7	-14,09	21,88
29	55,6	51	21	-32,06	32,27
30	58,1	54,7	19,9	-6,58	21,53
31	59,3	49,6	21,1	-9,63	15,05
32	59,2	49,6	21,1	-2,3	13,22
33	61,1	50,3	20,5	-5,77	9,78
34	58,2	51,7	21,1	10,6	29,8
35	66,1	52,1	20,4	-24,33	36,28
36	60,5	50	20,8	-5,21	15,03
37	60,8	50,1	20,8	-10,58	18,86
38	58,8	51	20,5	-15,88	18,37

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
39	60	49,8	21,2	-5,62	10,93
40	65,9	51,8	20,4	-15,47	30,85
середнє	62,6	52,8	20,5	-9,6	19,8

Таблиця Г.7 – Звіт за 10.07.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	37,6	63,8	20	-18,09	25,22
2	24,2	63,5	20,9	-9,06	16,24
3	24,2	63	20,7	-5,51	10,38
4	23,6	63,5	21,1	-10,11	12,13
5	13,4	61,9	21,6	-1,54	10,69
6	21,1	64,1	21,1	-12,77	16,56
7	20,9	64,2	21	-10,46	13,73
8	23,8	63,8	20,8	-5,87	13,46
9	27,6	64,1	20,2	-6,42	15,55
10	25,5	63,9	20,6	-8,66	11,81
11	27,2	63,7	20,6	-9,42	13,06
12	20,5	64,6	20,8	-14,86	23,3
13	20,1	62,6	21,4	3,27	8,45
14	17,8	64,2	20,5	-10,64	15,3
15	30,2	65,5	20,1	-15,91	21,17
16	30,2	65,5	20,1	-14,09	19,26
17	21,6	65,7	20,7	0,32	10,92
18	23,6	62,9	21,1	-7	13,71
19	21,8	62,9	21,1	11,47	15,31
20	14,7	65,4	20,7	2,15	14,42
21	14,7	65,4	20,7	-10,68	15,12
22	19,9	64,1	20,9	-2,7	12,46
23	19,9	64,1	20,9	-2,78	12,18
24	19,9	64	20,9	-3,23	11,94
25	24,5	63,2	20,5	-8,2	14,36
26	18,5	59,2	22,4	0,15	16,35
27	49,2	60,5	21,6	-11,1	22,41
28	21,4	65,7	20,7	-7,79	12,66
29	21,8	62,9	21	-0,71	12,21
30	19,8	65,3	20,6	-18,21	28,55
31	22,6	62,3	21,2	-3,81	9,51

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
32	22,6	62,4	21,1	-69,4	69,82
33	19,5	64,4	20,6	5,36	14,91
34	23,6	63,5	21,1	-0,35	12,64
35	30,9	63,3	20,4	-44,29	49,65
36	21	62,7	21	-3,1	10,74
37	21	62,7	21	1,77	8,99
38	20,3	63,5	21	-2,33	9,58
39	24,4	62	21,3	-2,89	13,67
40	27,7	64,6	20,3	-16,87	17,27
середнє	23,4	63,7	20,9	-8,7	16,9

Таблиця Г.8 – Звіт за 10.08.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	2,5	67,2	20,9	-4,58	11,7
2	3,3	64,6	22	-3,08	6,15
3	2,2	64,1	21,6	-3,95	8,43
4	3,2	65,5	22,5	5,65	5,75
5	1,5	62	22,7	1,81	7,65
6	3	65	22,5	-4,3	6,93
7	3	65,1	22,5	-4,49	6,05
8	3,5	64,9	21,8	1,3	5,88
9	2,7	66,6	21	-8,76	13,78
10	2,2	65	21,7	-2,45	4,36
11	2,3	65,2	21,7	-3,48	8,29
12	2,8	64	22,2	-11,23	12,91
13	2	63,3	22,8	12,76	12,76
14	2,2	65,3	21,4	-3,15	3,77
15	6,3	66,8	21,3	-10,41	15,94
16	6,3	66,8	21,3	-7	13,62
17	2,9	67,2	21,5	-1,44	5,19
18	2,9	65,6	22,1	19,25	19,58
19	2,9	65,5	22,1	23,73	23,73
20	2,1	65,9	21,4	-1,59	4,08
21	2,1	65,9	21,4	-2,61	4,42
22	1,8	64,8	22,3	-5,22	7,23
23	1,8	64,8	22,3	-6,99	8,12
24	1,8	64,8	22,3	-8,12	9,58

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
25	2,3	63,9	21,6	-3,01	5,69
26	1,5	64,6	23,2	6,3	10,21
27	11,5	61,8	23,1	4,63	5,32
28	2,7	67,2	21,4	4,97	6,08
29	2,6	65,1	22,1	16,21	35,84
30	2,5	65,6	21,7	0,11	5,32
31	3,4	63,9	22,6	-3,35	7,37
32	3,1	63,9	22,5	-0,91	7,32
33	1,9	62,3	21,8	6,05	7,45
34	3,2	65,5	22,5	-5,54	7,5
35	2,9	66,2	21,1	-40,87	62,53
36	2,5	62,9	22,5	-3,89	6,32
37	2,5	62,9	22,5	2,81	5,02
38	2	63,4	22,5	2,17	3,59
39	2,9	62,8	22,8	2,14	3,09
40	2,8	66,2	21,3	4,9	17,53
середнє	2,99	64,95	22,04	-0,73	10,55

Таблиця Г.9 – Звіт за 10.09.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	20,4	56,9	14,5	-5,01	5,75
2	10,7	52,8	16	-5,12	6,24
3	12,3	53,1	15,7	-2,82	4,62
4	10,8	53,8	16,4	3,14	9,86
5	3,8	47,8	17	14,06	14,06
6	9,3	52,8	16,4	-4,99	6,91
7	9,3	52,6	16,4	-2,99	4,77
8	12	52,7	15,9	1,13	5,41
9	15,5	55	14,9	0,73	5,12
10	13,4	54,5	15,5	35,75	36,57
11	13,2	55	15,5	-2,01	2,89
12	10,3	51,8	16,1	2,41	4,84
13	10,5	54,9	16,3	-3,61	10,55
14	8,6	50,4	15,8	30,43	41,01
15	36	56,4	14,6	-2,64	13,94
16	36,6	56,4	14,6	-7,66	13,32
17	10	50,2	15,8	6,13	6,13

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
18	10,3	51,4	16,2	35,52	37,83
19	10,3	51,4	16,2	26,97	28,36
20	6,6	50,4	15,5	1,17	6,65
21	6,6	50,4	15,5	5,45	5,98
22	7,6	52,5	16,4	-1,7	2,96
23	7,4	52,6	16,4	-2,69	3,52
24	7,4	52,6	16,4	-3,52	4,39
25	11,9	53,7	15,3	-5,6	6,16
26	1,6	47,7	18	2,65	3,98
27	22,2	61,4	15,5	0,02	6,35
28	9,7	49,9	15,8	-8,41	9,26
29	10,1	51,2	16,3	-7,92	8,85
30	10,3	50,5	15,8	0,087	4,67
31	10,4	52,2	16,5	3,54	3,77
32	10,5	52,2	16,5	4,62	5,95
33	7,9	52,4	16	0,59	4,91
34	10,8	53,8	16,4	-5,3	5,61
35	18,6	54,4	14,9	-8,15	46,13
36	9,8	51,9	16,5	-4,18	8,54
37	9,8	51,9	16,5	3,78	10,69
38	8,7	51,8	16,6	-2,17	4,32
39	10,5	52	16,7	-0,63	9,86
40	19,9	54	15,1	31,79	33,89
середнє	11,4	52,6	15,9	3,1	11,4

Таблиця Г.10 – Звіт за 10.10.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	49,4	70,6	4,6	7,54	30,42
2	43,5	65,3	6,4	-0,54	32,64
3	45,1	66,6	6,2	-7,23	23,87
4	44,4	66	6,7	13,61	47,64
5	46,3	59,6	7,5	11,17	23,25
6	43,7	66	6,7	11,44	53,17
7	44,8	65,8	6,7	6,03	43,55
8	47,2	65,2	6,4	0,64	37,44
9	47,1	69	5,1	-10,71	45,11
10	45,2	67,8	5,8	18,61	55,98

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
11	45,4	67,9	5,8	-17,21	48,54
12	44,6	65,9	6,4	-17,16	27,05
13	45,5	63,6	7	-30,56	31,68
14	46,3	65	6,1	-13,51	27,88
15	55,9	72,2	4,7	18,25	26,13
16	55,9	72,2	4,7	21,23	31,47
17	49,7	66	6,3	-13,11	21,95
18	43,8	65,5	6,5	-16,74	41,08
19	42,9	65,7	6,5	-7	39,04
20	49,4	62,4	6,4	-6,62	21,73
21	49,4	62,4	6,4	-6,46	19,76
22	44,9	64,1	6,5	-17,64	32,91
23	45,6	64	6,5	-19,31	31,65
24	45,4	64	6,5	-17,26	30,17
25	48	67,4	5,7	-16,57	43,4
26	43	59,5	7,9	13,21	25,81
27	47,8	70,6	4,9	-10,28	25,23
28	50,7	65,8	6,3	-16,71	38,53
29	43,6	65,2	6,5	-15,37	39,33
30	47,7	66,7	6,2	6,51	60,48
31	43,6	64,4	6,7	18,43	33,07
32	43,7	64,4	6,7	12,94	32,81
33	45,9	61,6	6,1	-7,39	52,54
34	44,4	65,9	6,7	4,29	39,17
35	50,7	70	5	97,47	130,92
36	44,7	62,4	6,5	5,88	43,93
37	44,9	62,4	6,5	8,46	42,14
38	45	62,8	6,4	-11,5	26,59
39	43,9	64,2	6,8	10,21	42,4
40	49,9	68,9	5,2	89,55	91,04
середнє	46,6	65,5	6,2	2,7	39,8

Таблиця Г.11 – Звіт за 10.11.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	72,6	85,2	5,8	5,09	24,98
2	51,6	84,6	6,7	-14,6	22,65
3	61,7	84,6	6,7	-1,95	17,72

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
4	52,7	83,7	6,9	47,38	48,97
5	27,2	85	6,8	-33,09	33,39
6	60	83	7	-26,8	28,97
7	61,6	82,8	7	-20,84	26,3
8	58,5	84,2	6,8	-4,16	26,06
9	70,3	84,4	5,9	68,37	82,39
10	62,8	84,4	6,5	-11,27	16,27
11	62,3	84,2	6,5	1,75	23,35
12	61,2	83,3	6,8	-3,08	27,5
13	46,3	83,8	7,2	23,83	26,7
14	55,5	85,1	6,2	-8,66	22,7
15	75,1	84,1	5,8	-8,49	47,7
16	75,6	84	5,8	31,44	71,49
17	63,4	83,8	6,4	-19,38	38,81
18	59,4	83,6	6,8	-8,1	36,71
19	58,8	83,5	6,8	2,07	32,15
20	51,8	84,2	6,2	-27,28	30,01
21	51	84,3	6,2	-25,13	27,93
22	48,2	85,6	6,5	-19,87	24,05
23	45,9	85,7	6,5	-15,11	24,79
24	48,4	85,6	6,5	-17,16	27,08
25	66,9	84,3	6,3	-5,75	28,77
26	33,2	82,5	7,6	-1,32	12,94
27	66,6	78,3	6,7	-40,14	41,31
28	62,7	83,9	6,3	-27,09	35,9
29	59,6	83,3	6,9	-26,01	32,5
30	62,5	84,2	6,3	-18,11	26,66
31	50,5	83,9	6,9	7,65	25
32	52,8	83,8	6,9	-0,54	19,7
33	35,9	85,9	6	-4,32	16
34	52,6	83,7	6,9	-13,48	22,87
35	74,4	84,1	5,8	8,2	68,16
36	47,7	84,6	6,6	58,24	58,7
37	48,9	84,5	6,7	5,06	35,71
38	47,9	85,1	6,5	21,73	24,12
39	50,2	84	6,9	16,38	30,36
40	75,6	83,8	5,8	58,83	60,79
середнє	56,8	84,1	6,5	-1,1	33,9

Таблиця Г.12 – Звіт за 10.12.2023

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
1	51,7	80,1	-5	8,9	38,34
2	37,2	75,5	-3,8	25,7	57,2
3	36,4	75,2	-3,6	2,5	25,68
4	41	71,4	-2,7	52,37	52,37
5	36,6	74,6	-3,9	-4,83	26,3
6	36,4	74,8	-3,5	19,35	41,3
7	36,4	74,8	-3,5	20,24	36,1
8	37,7	75,7	-3,9	-12,22	31,37
9	43	78,1	-4,4	30,78	32,5
10	42,2	77,4	-4,3	28,52	38,17
11	42	77,7	-4,3	58,63	62,23
12	36,4	75,2	-3,6	4,07	44,34
13	40,9	77,6	-3,8	16,83	22,92
14	36,9	74,9	-3,9	19,09	22,92
15	48,6	74,2	-4,1	0,68	15,65
16	48,6	74,2	-4,1	2,78	14,57
17	34,1	74,4	-3,3	59,76	59,76
18	35,4	74,8	-3,6	5,74	38,1
19	35,7	75	-3,6	6,78	41,64
20	38,8	73,4	-3,2	84,89	84,89
21	38,9	73,4	-3,2	2,38	10,38
22	38,3	75,1	-3,6	43,11	51,25
23	38,3	75,1	-3,6	50,78	61,84
24	38,3	75,1	-3,6	26,63	26,63
25	40,4	76,8	-4,3	30,02	36,25
26	35,1	72,9	-2,7	52,22	53,24
27	43,5	77,6	-7,7	Відключення	Відключення
28	33,8	74,1	-3,3	15,44	15,44
29	35,6	74,6	-3,7	5,81	25,43
30	33,9	75	-3,4	7,35	11,66
31	35,6	75	-3,7	32,46	52,46
32	35,6	75	-3,7	59,51	59,51
33	40,5	78,1	-4,2	6,85	23,4
34	36,4	75,2	-3,6	49,17	69,14
35	43,4	77,7	-4,4	21,18	32,15
36	37,6	75,4	-3,9	7,76	15,65
37	37,6	75,4	-3,9	-14,98	27,5
38	38	75,3	-3,7	40,63	40,63

Станція	Середня хмарність %	Середня вологість %	Середня т-ра С ⁰	середній небаланс %	MAE %
39	36,8	74,9	-3,6	37,71	37,71
40	43,3	76	-4,1	28,81	48,34
середнє	38,7	75,4	-3,8	23,9	38,1