НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

СТАРОВІТ ІВАН СЕРГІЙОВИЧ

УДК 004.94:697

ДИСЕРТАЦІЯ

МОДЕЛІ ТА ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ НБК ЧАЕС З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

121 – Інженерія програмного забезпечення

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

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

_____І.С. СТАРОВІТ

Наукові керівники:
ГАВРИЛКО Євген Володимирович,
доктор технічних наук, професор
КРУКОВСЬКИЙ Павло Григорович
доктор технічних наук, професор

КИЇВ – 2024

АНОТАЦІЯ

Старовіт І.С. Моделі та програмні засоби управління вентиляційними установками НБК ЧАЕС з використанням машинного навчання − Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 12 Інформаційні технології за спеціальністю 121 Інженерія програмного забезпечення. – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2024.

Дисертаційна робота присвячена розробці науково-методичних підходів щодо оптимізації управління вентиляційними установками Нового Безпечного Конфайнменту (НБК) Чорнобильської атомної електростанції (ЧАЕС).

Аварія на ЧАЕС, що сталась в 1986 році, та результатом якої був викид великої кількості радіоактивних речовин мала катастрофічні наслідки для навколишнього середовища. Сумарна маса ядерного палива, що була безпосередньо завантажена в реактор та зберігалась в межах об’єкту, складала близько 200 тон. Значна частина паливного пилу була розсіяна за межами пошкодженого четвертого енергоблока у вигляді радіоактивних аерозолів (РА), спричиняючи радіоактивне забруднення територій, решта осіла в межах енергоблока та на поверхні споруд.

У 1987-1988 роках, завдяки масштабним зусиллям, над аварійним 4-м реактором було зведено захисну конструкцію, відому як «Об’єкт Укриття» (ОУ). При побудові ОУ частково використовувались опори старих конструкцій (пошкоджені під час аварії), що збільшувало шанс виникнення руйнувань; загальна площа негерметичностей з часом доходила до 1000 м^2, що призводило до викидів РА з об’єкту, а також збільшенню кількості води всередині забруднених приміщень за рахунок проникнення атмосферних опадів.

Для вирішення описаних проблем, прийнято рішення про розробку Нового Безпечного Конфайнмент ОУ, який здано в експлуатацію в 2019 році. Основне призначення НБК – перешкоджання виходу радіоактивних речовин за його межі під час звичайної експлуатації та аварійних ситуацій, найбільш небезпечними з яких є вже згадані радіоактивні аерозолі. Саме за цю функцію відповідає система вентиляції НБК, що є однією з систем життєзабезпечення об’єкту. Виконання даної функції – складний інженерний, та технологічний виклик, одним з напрямів рішення якого є створення спеціалізованих моделей та програм для вибору оптимального режиму управління вентиляційними установками (ВУ) НБК ЧАЕС, з врахуванням поточного стану об’єкту, запланованих режимів роботи персоналу та параметрів оточуючого середовища. Врахування різноманітних умов експлуатації об’єкту, а також забезпечення персоналу всією необхідною інформацією вимагає розроблення відповідної системи підтримки прийняття рішень (СППР) для оптимального управління ВУ.

Питаннями моделювання гідравлічного стану НБК, а також розвитком методології перетворення його на екологічно безпечну конструкцію займались такі вчені як П.Г. Круковський, Д.І. Скляренко, Є.В. Дядюшко, Д.А. Смольченко, В.Г. Батій, А.О. Сізов, Л. І. Павловський, Д.В. Городецький, О.В. Балан, С.А. Паскевич та інші. Розроблені ними моделі та підходи носять більш теоретичний характер, є складними для інтеграції в процес експлуатації НБК та вимагають подальшого розроблення методів їх застосування.

Наукові дослідження аспектів розроблення СППР привернули увагу провідних вчених, серед яких слід відзначити П. Бідюка, С. Субботіна, Г. Гнатієнко, Б. Герасимова, Ю. Зайченка, І. Богаєнка, M. Morton, P. Keen, P. Gray, H. Watson та інших. Незважаючи на те, що їхні дослідження охоплюють широкий спектр застосувань СППР в різних галузях, унікальність НБК та задачі які

виникають під час експлуатації системи вентиляції вимагають розроблення та застосування новітніх підходів.

Окреслене сформувало комплексне протиріччя: з одного боку, в ході експлуатації НБК виникає необхідність оцінки та прогнозування гідравлічного стану, мінімізації викидів радіоактивних речовин та використання електроенергії ВУ; з іншого боку, НБК є складною динамічною системою, де знаходження оптимальних режимів проведення робіт та ефективна робота підсистем залежать від різноманітних факторів, таких як зміни умов експлуатації та навколишньому середовищі, внутрішні процеси об’єкту (вимагає ретельного балансування між потребами в енергоефективності та безпекою, а також надійністю та адаптивністю систем управління). Відповідне протиріччя (поєднання теоретичних напрацювань з практичними потребами) може бути вирішене за допомогою розроблення і впровадження передових інформаційних та аналітичних технологій, включно з використанням прогнозуючих моделей, які здатні надати рекомендації щодо керування у відповідь на змінні умови, забезпечуючи тим самим підвищення ефективності та безпеки експлуатації НБК.

Об’єктом дослідження є процес управління ВУ НБК. Предметом дослідження є моделі та програмне забезпечення для оптимального управління вентиляційними установками НБК. Метою роботи є мінімізація викидів РА та оптимізація витрат електроенергії шляхом підвищення ефективності управління ВУ НБК з використанням прогнозуючих моделей.

Наукова новизна результатів дослідження полягає в наступному.

Вперше, для Нового Безпечного Конфайнменту, розроблено архітектуру системи підтримки прийняття рішень щодо оптимального управління вентиляційними установками, що дозволяє в режимі реального часу отримувати

інформацію щодо оптимальних витрат ВУ та проводити прогнозні розрахунки гідравлічного стану НБК.

Вперше запропоновано алгоритм з використанням багатопоточності (паралелізм на рівні даних) для удосконалення алгоритмічно-програмних методів визначення тисків всередині НБК та площ неконтрольованих протічок на основі фізичної моделі, що дозволило пришвидшити розрахунки в 5 разів (паралельність 80%).

Вперше розроблено спосіб використання моделей машинного навчання для оцінки гідравлічного стану НБК, який відрізняється від відомих тим, що використовує нейронні мережі для прогнозування перепадів тисків, що дозволило підвищити точність прогнозування тисків всередині НБК, а саме зменшити середню абсолютну похибку прогнозування на 30.5% (0.432 Па) для внутрішнього датчика та 34% (5.61 Па) для зовнішніх датчиків.

Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод знаходження оптимальних витрат ВУ при змінних граничних умовах з використанням моделей на основі машинного навчання, який дозволив знизити витрати електроенергії в 2 рази (на 52%), а витоки радіоактивних аерозолей за межі НБК на 98% (з 4753 $м^3$ до 122 $м^3$).

Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод оцінки очікуваних викидів радіоактивних аерозолей за межі НБК на підставі статистичних метеорологічних даних, що дозволило отримати розподіл викидів при різних режимах роботи вентиляційних установок.

Використання розроблених моделей та програмних засобів дозволило підвищити ефективність, а також мінімізувати необхідний час для прийняття рішень щодо управління ВУ. Розроблений метод оптимізації витрат ВУ, протестований на експлуатаційній виборці показав можливість уникнення

більшості викидів РА (близько 98%), з одночасним зменшенням витрат електроенергії в 2 рази (на 52%).

Результати дослідження прийнято до впровадження в Державному спеціалізованому підприємстві «Чорнобильська АЕС» (№ 0700-148 від 29.06.2023); в Інституті технічної теплофізики НАН України (акт реалізації від 12.01.2024 р.); в навчальному процесі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (акт реалізації від 15.09.2023 р.) при викладанні дисципліни «Математичне моделювання та оптимізація процесів і систем».

Наукові результати дослідження є внеском у розвиток теоретичних і прикладних основ управління вентиляційними установок динамічних систем підвищеної небезпеки, зокрема пов'язаних зі зберіганням ядерних відходів.

В якості можливих напрямків продовження дослідження можна відмітити розроблення алгоритмів для врахування змінної концентрації РА в основному об’ємі, розроблення методів що враховують інерційність об’єкту (вимагає проведення експериментальних тестів), розвиток методів прогнозування метереологічних даних для підвищення точності розрахунку викидів РА, а також інтеграцію з іншим програмним забезпеченням, наприклад, таким, що розраховує розповсюдження РА всередині НБК.

Ключові слова: Новий Безпечний Конфайнмент, архітектура програмної системи, система управління, вентиляція, оптимізація, штучний інтелект, моделювання, машинне навчання, навчання з підкріпленням, нейронні мережі, функції вищого порядку, алгоритми обробки даних, програмне забезпечення.

ANOTATION

Ivan Starovit. Models and software tools for ChNPP NSC ventilation systems control using machine learning – Qualifying scientific work on the rights of the manuscript.

Thesis for the degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 12 Information Technologies, specialty 121 Software Engineering. - National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, 2024.

The dissertation is dedicated to the development of scientific and methodological approaches for optimizing the management of ventilation units at the New Safe Confinement (NSC) of the Chernobyl Nuclear Power Plant (ChNPP).

The Chernobyl accident, which occurred in 1986 and resulted in the release of a large amount of radioactive substances, had catastrophic consequences for the environment. The total mass of nuclear fuel directly loaded into the reactor and stored within the facility was about 200 tons. A significant portion of the fuel dust was dispersed outside the damaged fourth power unit in the form of radioactive aerosols (RA), causing radioactive contamination of territories, while the rest settled within the power unit and on the surfaces of structures.

In 1987-1988, thanks to large-scale efforts, a protective structure known as the "Shelter Object" (SO) was erected over the damaged 4th reactor. The construction of the SO partially utilized supports from old structures (damaged during the accident), increasing the risk of destructions; the total area of non-hermeticities reached 1000 m^2, leading to RA emissions from the object, as well as an increase in the amount of water inside contaminated premises due to atmospheric precipitation penetration.

To address these issues, a decision was made to develop a New Safe Confinement for the SO, which was commissioned in 2019. The primary purpose of the NSC is to prevent the escape of radioactive substances into the environment during normal

operation and emergency situations, the most dangerous of which are the aforementioned radioactive aerosols. The ventilation system of the NSC, one of the life support systems of the object, is responsible for this function. Performing this function is a complex engineering and technological challenge, one of the directions of solving which is the creation of specialized models and programs for selecting the optimal mode of managing the NSC ChNPP ventilation systems (VS), taking into account the current state of the object, planned modes of staff operation, and environmental parameters. Considering the various operating conditions of the object, as well as providing the staff with all the necessary information, the development of a corresponding decision support system (DSS) for optimal management of VS if required.

The issues of modeling the hydraulic state of the NSC, as well as the development of a methodology for its transformation into an environmentally safe structure, were addressed by scientists such as P.G. Krukovsky, D.I. Skliarenko, Ye.V. Diadiushko, D.A. Smolchenko, V.G. Batiy, A.O. Sizov, L.I. Pavlovsky, D.V. Gorodetsky, O.V. Balan, S.A. Paskevich, and others. The models and approaches they developed are more theoretical in nature, are complex for integration into the NSC operation process, and require further development of their application methods.

The scientific research on the development of the DSS attracted the attention of leading scientists, among whom it is worth noting P. Bidyuk, S. Subbotin, H. Hnatyenko, B. Gerasymov, Yu. Zaychenko, I. Bohaienko, M. Morton, P. Keen, P. Gray, H. Watson, and others. Although their research covers a wide range of DSS applications in various fields, the uniqueness of the NSC and the tasks arising during the operation of the ventilation system require the development and application of the latest approaches.

This outlined a complex contradiction: on the one hand, during the operation of the NSC, there is a need to assess and predict the hydraulic state, minimize the emissions of radioactive substances, and power consumption of the VS; on the other

hand, the NSC is a complex dynamic system where finding optimal modes of operations and the effective work of subsystems depend on various factors, such as changes in operating conditions and the surrounding environment, internal processes of the object (requires careful balancing between the needs for energy efficiency and safety, as well as reliability and adaptability of management systems). The corresponding contradiction (combining theoretical developments with practical needs) can be resolved by developing and implementing advanced information and analytical technologies, including the use of predictive models capable of providing management recommendations in response to changing conditions, thereby enhancing the efficiency and safety of NSC operations.

The research object is the process of managing the NSC ventilation units. The subject of the research is the models and software for optimal management of the NSC ventilation units. The goal of this research is to minimize RA emissions and optimize electricity consumption by improving the efficiency of managing the NSC ventilation system using predictive models.

The scientific novelty of the research results lies in the following:

For the first time, an architecture for a decision support system for optimal management of ventilation units has been developed for the New Safe Confinement, which allows for real-time information on optimal ventilation units expenditures and for conducting predictive calculations of the hydraulic state.

For the first time, an algorithm has been proposed that enhances software methods for determining pressures inside the New Safe Confinement and identifying areas of uncontrolled leaks, utilizing multithreading (data-level parallelism), which led to accelerating calculations by a factor of five, achieving 80% parallelism.

For the first time, a method of using machine learning models for assessing the hydraulic state of the NSC has been developed, which is distinct in that it uses neural networks to predict pressure differences, thus improving the accuracy of predicting

pressures inside the NSC, specifically reducing the average absolute prediction error to 30.5% (0.432 Pa) for internal sensors and 34% (5.61 Pa) for external sensors.

For the first time, a software method for finding optimal ventilation system expenditures under variable boundary conditions using machine learning-based models has been developed, which allowed reducing electricity consumption by half (to 52%) and leaks of radioactive aerosols beyond the NSC by 98% (from 4753 m^3 to 122 m^3).

For the first time, a software method for applying statistical meteorological data to assess RA emissions beyond the NSC has been developed, enabling the calculation of expected RA emissions under different ventilation system operating modes.

The practical use of the developed models and software tools has increased the efficiency of VS management, minimizing the necessary time for management decision-making. The developed method for optimizing VS flow rates showed the possibility of avoiding most of the RA emissions (about 98%), with a simultaneous reduction in electricity costs by half (to 52%).

The research results have been accepted for implementation at the State Specialized Enterprise “Chernobyl NPP” (№ 0700-148 dated 29.06.2023); at the Institute of Engineering Thermophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine (implementation act dated 12.01.2024); in the educational process of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute” (implementation act dated 15.09.2023) in teaching the discipline “Mathematical Modeling and Optimization of Processes and Systems”.

The scientific results of the research contribute to the development of theoretical and applied foundations for managing ventilation systems of dynamic systems of increased danger, in particular those related to the storage of nuclear waste.

Possible directions for further research include the development of algorithms to account for the variable concentration of RA in the main volume, development of methods that consider the inertia of the object (requires conducting experimental tests),

development of methods for forecasting meteorological data for more accurate prediction of RA emissions, and integration with other software, for example, that calculates the spread of RA inside the NSC.

Keywords: New Safe Confinement, software system architecture, control system, ventilation, optimization, artificial intelligence, modeling, machine learning, reinforcement learning, neural networks, higher order functions, data processing algorithms, software.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Pysmennyy Y., Havrylko Y., Krukovskyi P., Starovit I., Diadiushko Y. Розробка спеціального програмного математичного забезпечення управління вентиляційними установками Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС. Ядерна та радіаційна безпека, 2022, 2(94), С. 35-43.

2. Krukovskyi P.G., Diadiushko Ye.V., Skliarenko D.J., Starovit I.S. Unorganized air releases with radioactive aerosols from the New Safe Confiniment of CHNPP into the environment. Питання атомної науки та техніки. 2021. №6 (136) С. 181-186

3. Petro Loboda, Ivan Starovit, Oleksii Shushura, Yevhen Havrylko, Ventilation control of the New Safe Confinement of the CHNPP based on neuro-fussy networks. *Informatyka, Automatyka, Pomiary W Gospodarce I Ochronie Środowiska*. 2023. Vol. 13 (4). P. 114-118.

4. Лобода П.П., Старовіт І.С. Розробка архітектури програмного забезпечення прогнозування і управління термогазодинамічними процесами і радіаційним станом Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Вісник Херсонського національного технічного університету. Технічні науки*. 2022. №4(83). С. 67-73.

5. Loboda P.P., Starovit I.S. Architecture of the digital twin for the New safe confinement of the CHNPP. *Зв'язок.* 2022. №2. С. 22-26.

6. Лобода П.П., Старовіт І.С. Моделювання та управління процесами Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС на основі технології цифрових двійників. *Вісник Херсонського національного технічного університету. Технічні науки*. 2023. №2(85). С. 168-173.

7. Лобода П.П., Старовіт І.С. Модель бази даних та знань цифрового двійника Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Computer Science and Applied Mathematic*. 2022. №2. С. 50-57.

8. Старовіт І.С. Система підтримки прийняття рішень щодо оптимального керування вентиляцією НБК ЧАЕС. *Зв'язок*. 2023, №2. С. 46-49.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

9. Старовіт І.С., Дядюшко Є.В. Застосування технології нейронних мереж для аналізу гідравлічного стану Нового Безпечного Конфайнмента Чорнобильської АЕС. *Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики*: Матеріали XII Міжнародної онлайн-конференції, м. Київ, 26-27 жовтня 2021 р. / Інститут Технічної Теплофізики НАН України

10. Дядюшко Є.В., Скляренко Д.І., Старовіт І.С. Неорганізований повітрообмін Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС з оточуючим середовищем. *Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики*: Матеріали XII Міжнародної онлайн-конференції, м. Київ, 26-27 жовтня 2021 р. / Інститут Технічної Теплофізики НАН України

11. Старовіт І.С., Лобода П.П., Гаврилко Є.В. Оптимізація роботи вентиляційних установок НБК ЧАЕС при змінних граничних умовах. *Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики*. У 2-х т. : Матеріали XX Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. (присвячена 125-річчю КПІ ім. Ігоря Сікорського та 90-річчю НН ІАТЕ (ТЕФ)), м. Київ, 25–28 квіт.2023 р. / КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка» Київ, 2023. Т. 2. С. 111 – 112.

12. Старовіт І.С., Лобода П.П., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Нейро-нечітке управління вентиляцією нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *X Всеукр. наук.-практ. конф. здобув. вищої освіти та молод. вчених з*

автоматичного управління : тези доп., 12 квіт. 2023, Херсон – Хмельницький / редкол.: Рудакова Г.В. та ін. Херсон – Хмельницький, 2023. С. 57 – 59.

13. Petro Loboda, Ivan Starovit. Data formalization of the digital twin for the New Safe Confinement of the CHNPP. *Новітні технологічні тенденції інтелектуальної індустрії та Інтернету речей.* : Матеріали II Міжнар. наук.-практ. конф. «TTSIIT-2023», м. Київ, 24–25 січня 2023 р. / КНУБА Київ, 2023. С. 15 – 19.

14. Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Лобода П.П., Старовіт І.С. Структура бази даних та знань цифрового двійника Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Інформаційні технології та інженерія* : Матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів і студентів, м. Миколаїв, 7–10 лютого 2023 р. / ЧНУ імені Петра Могили. Миколаїв, 2023. С. 100 – 101.

15. Лобода П.П., Старовіт І.С., Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Технологія цифрових двійників в задачах управління процесами Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Technologies and strategies for the implementation of scientific achievements* : collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference, November 18, 2022. Stockholm, Kingdom of Sweden: European Scientific Platform, 2022. PP. 103 – 105.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ 18
ВСТУП 19
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ УМОВ УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ КОНФАЙНМЕНТУ 26
1.1 Аналіз умов експлуатації вентиляційної системи Нового Безпечного Конфайнменту 27
1.2 Дослідження сучасних методів контролю систем опалення, кондиціонування та вентиляції 34
1.2.1 Контроль з використанням прогнозуючих моделей 39
1.2.2 Програмне забезпечення для створення прогнозуючих моделей 44
1.3 Аналіз сучасних систем підтримки прийняття рішень критичних об’єктів управління 47
1.4 Постановка наукового завдання дослідження 55
Висновки до розділу 1 59
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ НБК 61
2.1 Модель гідравлічного стану Конфайнменту 61
2.2 Метод знаходження площ неконтрольованих протічок 68
2.3 Використання машинного навчання для оцінки гідравлічного стану 71
2.4 Метод знаходження оптимальних параметрів роботи ВУ 76
2.5 Метод використання метеорологічних даних для вибору оптимальних режимів вентиляційних установок 80

Висновки до розділу 2 84

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ 86

3.1 Формування вимог та діаграми прецедентів 86

3.2 Архітектура системи підтримки прийняття рішень 91

3.3 Модуль оцінки гідравлічного стану Конфайнменту 93

3.4 Модель бази даних 96

3.5 Засоби розроблення та опис реалізації 98

Висновки до розділу 3 103

РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ МОДУЛЯ ОЦІНКИ ГІДРАВЛІЧНОГО СТАНУ КОНФАЙНМЕНТУ 104

4.1 Аналіз експлуатаційних даних НБК 104

4.2 Реалізація модуля оцінки гідравлічного стану Конфайнменту 116

4.2.1 Реалізація фізичної моделі 116

4.2.2 Реалізація моделей на основі машинного навчання 124

4.3 Знаходження оптимальних параметрів роботи вентиляційних установок .. 132

Висновки до розділу 4 142

РОЗДІЛ 5 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ 143

5.1 Реалізація інтерфейсу прогнозування та застосування метеорологічних даних 143

5.2 Реалізація інтерфейсу дослідження впливу параметрів на неорганізовані викиди повітря 152

5.3 Реалізація інтерфейсу аналізу гідравлічного стану Конфайнменту 160

5.4 Рекомендації щодо застосування СППР та розроблених моделей 162
ВИСНОВКИ 164
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 167
ДОДАТОК А СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА 181
ДОДАТОК Б АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ 185
ДОДАТОК В СТРУКТУРНА СХЕМА УПРАВЛІННЯ ДСП ЧАЕС 189
ДОДАТОК Г ЛІСТИНГИ КОДУ ПРОГРАМНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ 190

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

ЧАЕС - Чорнобильська атомна електрична станція;

ОУ - захисна споруда «Об’єкт Укриття»;

НБК - Новий Безпечний Конфайнмент;

РАВ - радіоактивні відходи;

ІСУ - Інтегрована система управління;

ІАСК - Інтегрована автоматизована система контролю;

СУБД - система управління базами даних;

ОПР - особа, що приймає рішення

ОО - основний об’єм;

КП - кільцевий простір;

РА - радіоактивні аерозолі;

ПАВ - паливовмісний матеріал;

ПЗ - програмне забезпечення;

ОВК - системи опалення, вентиляції та кондиціонування;

ВУ - вентиляційні установки;

СППР - система підтримки прийняття рішень;

ОС - оточуюче середовище;

ГТО - гараж технічного обслуговування;

API - Application Programming Interface;

CFD - Computational Fluid Dynamics;

ML (Machine Learning) - машинне навчання;

MPC (Model Predictive Control) - контроль з прогнозуючими моделями.

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Аварія на ЧАЕС, що сталась в 1986 році, та результатом якої був викид великої кількості радіоактивних речовин, мала катастрофічні наслідки для навколишнього середовища. Сумарна маса ядерного палива, що була безпосередньо завантажена в реактор та зберігалась в межах об'єкту, складала близько 200 тон, значна частина якої перетворилась на паливний пил. Частина цього пилу була розсіяна за межами пошкодженого четвертого енергоблока у вигляді радіоактивних аерозолей, спричиняючи радіоактивне забруднення територій, решта осіла в межах енергоблока та на поверхні споруд.

У 1987-1988 роках, завдяки масштабним міжнародним зусиллям, над аварійним 4-м реактором було зведено захисну конструкцію, відому як «Об'єкт Укриття». При побудові ОУ частково використовувались, опори старих конструкцій (пошкоджені під час аварії), що збільшувало шанс виникнення руйнувань; загальна площа негерметичностей доходила до 1000 м^2, що призводило до викидів РА з об'єкту, а також збільшенню кількості води всередині приміщень за рахунок проникнення атмосферних опадів.

Для вирішення описаних проблем, прийнято рішення про розробку Нового Безпечного Конфайнмент ОУ, який здано в експлуатацію в 2019 році. Основне призначення НБК – перешкоджання виходу радіоактивних речовин за його межі під час звичайної експлуатації та аварійних ситуацій, найбільш небезпечними з яких є вже згадані радіоактивні аерозолі. Саме за цю функцію відповідає система вентиляції НБК, що є однією з систем життєзабезпечення об'єкту. Виконання даної функції – складний інженерний, та технологічний виклик, одним з напрямів рішення якого є створення спеціалізованих моделей та програм для вибору оптимального режиму управління вентиляційними установками НБК ЧАЕС, з

врахуванням поточного стану об’єкту, запланованих режимів роботи персоналу та параметрів оточуючого середовища. Врахування різноманітних умов експлуатації об’єкту, а також забезпечення персоналу всією необхідною інформацією вимагає розроблення відповідної системи підтримки прийняття рішень (СППР) для оптимального управління ВУ.

Питаннями моделювання гідравлічного стану НБК, а також розвитком методології перетворення його на екологічно безпечну конструкцію займались такі вчені як П.Г. Круковський, Д. І. Скляренко, Є.В. Дядюшко, Д.А. Смольченко, В.Г. Батій, А.О. Сізов, Л. І. Павловський, Д. В. Городецький, О.В. Балан, С.А. Паскевич та інші. Розроблені ними моделі та підходи носять більш теоретичний характер, є складними для інтеграції в процес експлуатації НБК та вимагають подальшого розроблення методів їх застосування.

Наукові дослідження аспектів розроблення СППР привернули увагу провідних вчених, серед яких слід відзначити П. Бідюка, С. Субботіна, Г. Гнатієнко, Б. Герасимова, Ю. Зайченка, І. Богаєнка, Michael Morton, Peter Keen, Paul Gray, Hugh J. Watson та інших. Незважаючи на те, що їхні дослідження охоплюють широкий спектр застосувань СППР в різних галузях, унікальність НБК та задачі які виникають під час експлуатації системи вентиляції вимагають розробки та застосування новітніх підходів.

Окреслене сформувало комплексне протиріччя: з одного боку, в ході експлуатації НБК виникає необхідність оцінки та прогнозування гідравлічного стану, мінімізації викидів радіоактивних речовин та використання електроенергії ВУ; з іншого боку, НБК є складною динамічною системою, де знаходження оптимальних режимів проведення робіт та ефективна робота підсистем залежать від різноманітних факторів, таких як зміни умов експлуатації та навколишньому середовищі, внутрішні процеси об’єкту (вимагає ретельного балансування між

потребами в енергоефективності та безпекою, а також надійністю та адаптивністю систем управління). Відповідне протиріччя (поєднання теоретичних напрацювань з практичними потребами) може бути вирішене за допомогою розроблення і впровадження передових інформаційних та аналітичних технологій, включно з використанням прогнозуючих моделей, які здатні надати рекомендації щодо керування у відповідь на змінні умови, забезпечуючи тим самим підвищення ефективності та безпеки експлуатації НБК. Іншими словами, актуальним є вирішення *науково завдання* з розробки науково-методичних підходів щодо оптимізації управління ВУ НБК ЧАЕС

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційне дослідження відповідає вимогам статті 5 Закону України «Про пріоритетні напрями розвитку науки і техніки» від 11 липня 2001 рок № 2623-III (зі змінами та доповненнями від 12.01.2023 р.), пункту першого розділу другого «Переліку пріоритетних тематичних напрямів наукових досліджень і науково-технічних розробок на період до 2023 року», затвердженого Постановою КМУ від 7 вересня 2011 р. № 942.

Дисертаційна робота виконана відповідно з поточними та перспективними планами наукової та науково-технічної діяльності Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» для подальшого розвитку інженерії програмного забезпечення.

Результати дисертаційної роботи є складовою науково-дослідної роботи: “Програмне забезпечення системи підтримки прийняття рішень забезпечення техногенно-екологічної безпеки” (РК № 0121U109761).

Метою дисертаційної роботи є мінімізація викидів РА та оптимізація витрат електроенергії шляхом підвищення ефективності управління ВУ НБК з використанням прогнозуючих моделей та машинного навчання зокрема.

Досягнення поставленої мети забезпечується виконанням наступних часткових завдань:

- аналіз умов роботи та характеристик вентиляційних установок НБК;
- аналіз існуючих методів управління системами опалення, вентиляції та кондиціонування повітря;
- аналіз існуючих СППР, розроблених для контролю ОВК та об’єктів підвищеної небезпеки;
- розроблення архітектури системи підтримки прийняття рішень щодо оптимального управління ВУ НБК;
- удосконалення алгоритмічно-програмних методів знаходження тисків та площ неконтрольованих протічок всередині НБК на основі фізичної моделі;
- розроблення способу використання моделей машинного навчання для розрахунків гідравлічного стану НБК, з метою підвищення точності прогнозування внутрішніх тисків;
- розроблення алгоритмічно-програмного методу знаходження оптимальних витрат ВУ при змінних граничних умовах з використанням моделей на основі машинного навчання;
- розроблення алгоритмічно-програмного методу застосування статистичних метеорологічних даних для оцінки викидів РА за межі НБК.

Варто зазначити, що основою для розробки методів та їх верифікації в даному дослідженні служать виключно доступні історичні дані НБК, отримані за узгодженням з керівництвом ЧАЕС та Інституту технічної теплофізики НАНУ.

Об’єктом дослідження є процес управління ВУ НБК.

Предметом дослідження є моделі та програмне забезпечення для оптимального управління вентиляційними установками НБК.

Методи дослідження. Для досягнення сформованої в роботі мети використано методи системного та порівняльного аналізу (для визначення

актуальності та постановки наукового завдання дослідження); методи оптимізації та нелінійного програмування для знаходження параметрів моделей, методи фізичного моделювання та машинного навчання для оцінки гідравлічного стану НБК, структурний аналіз та синтез аналізу умов, що впливають на функціонування ВУ та побудови архітектури СППР, методи моделювання баз даних.

Наукова новизна одержаних результатів:

1. Вперше, для Нового Безпечного Конфайнменту, розроблено архітектуру системи підтримки прийняття рішень щодо оптимального управління вентиляційними установками, що дозволяє в режимі реального часу отримувати інформацію щодо оптимальних витрат ВУ та проводити прогнозні розрахунки гідравлічного стану НБК.

2. Вперше запропоновано алгоритм з використанням багатопоточності (паралелізм на рівні даних) для удосконалення алгоритмічно-програмних методів визначення тисків всередині НБК та площ неконтрольованих протічок на основі фізичної моделі, що дозволило пришвидшити розрахунки в 5 разів.

3. Вперше розроблено спосіб використання моделей машинного навчання для оцінки гідравлічного стану НБК, який відрізняється від відомих тим, що використовує нейронні мережі для прогнозування перепадів тисків, що дозволило підвищити точність прогнозування тисків всередині НБК, а саме зменшити середню абсолютну похибку прогнозування на 30.5% (0.432 Па) для внутрішнього датчика та 34% (5.61 Па) для зовнішніх датчиків.

4. Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод знаходження оптимальних витрат ВУ при змінних граничних умовах з використанням моделей на основі машинного навчання, який дозволив знизити витрати електроенергії в 2 рази (на 52%), а витоки радіоактивних аерозолей за межі НБК на 98% (з 4753 м^3 до 122 м^3).

5. Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод оцінки очікуваних викидів радіоактивних аерозолей за межі НБК на підставі статистичних метеорологічних даних, що дозволило отримати розподіл викидів при різних режимах роботи вентиляційних установок.

Практичне використання розроблених моделей та програмних засобів дозволило підвищити ефективність та мінімізувати необхідний час для прийняття рішень щодо управління ВУ. Розроблений метод оптимізації витрат ВУ, протестований на експлуатаційній виборці показав можливість уникнення більшості викидів РА (близько 98%), з одночасним зменшенням витрат електроенергії в 2 рази (на 52%). Результати дослідження прийнято до впровадження в Державному спеціалізованому підприємстві «Чорнобильська АЕС» (№ 0700-148 від 29.06.2023); в Інституті технічної теплофізики НАН України (акт реалізації від 12.01.2024 р.); в навчальному процесі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (акт реалізації від 15.09.2023 р.) при викладанні дисципліни «Математичне моделювання та оптимізація процесів і системи».

Особистий внесок здобувача. Основні наукові та практичні результати дисертаційного дослідження отримані автором особисто. В дисертаційній роботі використані лише ті з результатів, що опубліковані у наукових роботах у співавторстві, які становлять індивідуальний внесок автора.

В роботах, які написані в співавторстві, автору належить: [1] – розроблення способу застосування машинного навчання для оцінки гідравлічного стану НБК; [2] – розроблення методу для знаходження оптимальних витрат ВУ з використанням машинного навчання; [3] – розроблення методу знаходження оптимальних витрат ВУ, які застосовувались для навчання нейро-фізичної моделі**;** [4] – розроблення моделей та методів прогнозування і управління термогазодинамічними процесами і радіаційним станом НБК**;** [5] – узагальнення

розроблених моделей керування ВУ для подальшої розробки архітектури**;** [6] – розроблення методу знаходження оптимальних витрат ВУ, які застосовувались для навчання нейро-фізичної моделі; [7] – розроблення методів та моделей інтерфейси яких застосовані при проектуванні баз даних.

Апробація результатів дисертації. Результати досліджень, викладені у дисертаційній роботі, доповідались та обговорювались на міжнародних та всеукраїнських конференціях та семінарах: XX Міжнародній науково-практичній конференції «Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики» (25-28 квітня, 2023, м. Київ); II Міжнародній науково-практичній конференції «Новітні технологічні тенденції інтелектуальної індустрії та Інтернету речей» (24–25 січня, 2023, м. Київ); Всеукраїнській науково-практичній конференції «Інформаційні технології та інженерія» (7–10 лютого 2023, м. Миколаїв); II Міжнародній науково-практичній конференції «Technologies and strategies for the implementation of scientific achievements» (November 18, 2022. Stockholm, Kingdom of Sweden); X Всеукраїнській науково-практичній конференції здобувачів вищої освіти та молод. вчених з автоматичного управління (12 квіт.2023, Херсон – Хмельницький); XII Міжнародній конференції «Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики» (26-27 жовтня 2021, м. Київ).

Публікації. За результатами дисертаційної роботи опубліковано 15 наукових праць. У томи числі: в 3 наукові статті які індексуються міжнародною наукометричною базою Scopus [1-3]; в 5 наукових статтях у періодичних виданнях України, включених до “Переліку наукових фахових видань України” [4-8], в 7 тезах доповідей та матеріалах науково-практичних конференцій [9-15].

Структура і обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, 5 розділів, висновків, списку використаних джерел та 4 додатки та має 149 сторінок основного тексту. Список використаних джерел містить 109 найменувань на 13 сторінках. Загальний обсяг дисертаційної роботи – 208 сторінок.

РОЗДІЛ 1
АНАЛІЗ УМОВ УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ КОНФАЙНМЕНТУ

Атомна енергетика з початку свого розвитку відіграє визначальну роль у глобальному енергетичному секторі. Переваги атомної енергетики беззаперечні: висока ефективність та стабільність генерованої енергії, відсутність викидів вуглекислого газу при генерації, довгий термін експлуатації тощо [1]. Наявність доступної та надійної енергії сприяла розвитку промисловості, створенню робочих місць і зростанню економіки протягом 20 та 21 століть. Країни Азії та Близького Сходу активно інвестують в свої програми “мирного атому”; поступовий перехід країн Євросоюзу до “зеленої енергетики” протягом наступних десятиліть неможливий без подальшого використання атомної енергетики [2]. Це випливає як із геополітичних обставин, таких як залежність від імпорту енергоресурсів або стратегічна необхідність диверсифікації джерел енергії, так і з економічних міркувань, включаючи високу вартість повного переходу на відновлювані джерела енергії або нестабільність цін на традиційні енергоносії. Наведені факти говорять про те, що атомна енергетика залишатиметься ключовою складовою світової енергетичної інфраструктури в найближчому майбутньому.

Поруч з перевагами, атомна енергетика несе в собі ризики, що можуть мати далекосяжні наслідки. Радіоактивні викиди, навіть у межах нормальної експлуатації, можуть негативно впливати на навколишнє середовище та здоров'я людей. Зберігання радіоактивних відходів потребує значних капіталовкладень та забезпечення високого рівня безпеки протягом тисяч років. Зростаючі загрози тероризму роблять атомні об'єкти потенційною мішенню для атак, що може мати непередбачувані наслідки. Мінімізація цих ризиків пов’язана з удосконаленням

вже існуючих та впровадженням нових технологій, основним компонентом яких є розробка програмного забезпечення для автоматизації та моніторингу систем безпеки на АЕС та радіаційно небезпечних об’єктах.

1.1 Аналіз умов експлуатації вентиляційної системи Нового Безпечного Конфайнменту

Аварія на ЧАЕС, що сталась в 1986 році, демонструє катастрофічні наслідки, які може мати невдача у системі управління та безпеки атомних реакторів. За шкалою ядерних подій Міжнародної агенції з атомної енергетики (МАГАТЕ) аварія отримала сьомий рівень (найвищій рівень ядерної аварії за оцінками цієї міжнародної агенції) [3]. Варто зазначити, що маса ядерного палива безпосередньо перед аварією становила більше 200 тон [4]. Реактор РВПК-1000 (гетерогенний канальний реактор на теплових нейтронах електричною потужністю 1000 МВт) мав недосконалу конструкцію, використання графітового уповільнювача в поєднані з графітовим витискувачем, призвело до сумарної позитивної реактивності, нестабільного функціонування реактора та вибуху. Відповідно до різних даних, в результаті аварії виникло до 30 тон паливного пилу [5]. Частина цього пилу була розсіяна за межами пошкодженого четвертого енергоблока у вигляді радіоактивних аерозолей (РА), спричиняючи радіоактивне забруднення територій, решта осіла в межах енергоблока та на поверхні споруд [6, 7].

У 1987-1988 роках, завдяки масштабним міжнародним зусиллям, над аварійним 4-м реактором було зведено захисну конструкцію, відому як «Об’єкт Укриття» (ОУ). Враховуючи терміновість, це було найкраще можливе рішення для забезпечення ізоляції радіоактивних речовин та захисту навколишнього середовища. При побудові ОУ частково використовувались опори старих

конструкцій (пошкоджені під час аварії), що збільшувало шанс виникнення руйнувань [8]; загальна площа негерметичностей доходила до 1000 м^2, що призводило до викидів РА з об’єкту, а також збільшенню кількості води всередині приміщень за рахунок проникнення атмосферних опадів. Вода, взаємодіючи з паливовмісними матеріалами, розчиняє та переміщає радіонукліди [9], які у кінцевому підсумку можуть потрапити у навколишнє середовище.

Проектний період експлуатації ОУ складав 30 років, негативні наслідки для оточуючого середовища з часом зростали, відповідно, вже на початку 90-х років почалось обговорення та попереднє проектування нової захисної споруди [10, 11], яка отримала назву Новий Безпечний Конфайнмент (НБК). Україна розробила та впровадила низку законів та регулятивних документів, які визначають державну стратегію у сфері ЧАЕС та експлуатації НБК ОУ [11-13]. Вимоги, які висуваються до НБК та мають бути забезпечені під час його функціонування: стійкість захисних конструкцій НБК протягом запланованих 100 років [14]; підсилення або демонтаж вже існуючих нестабільних конструкцій; обмеження впливу атмосферних опадів; захист гідрогеологічного середовища від забруднення та контроль розповсюдження РАВ у НБК.

Компанія Novarka, яка виграла міжнародний тендер на проектування та будівництво НБК розпочала роботи у 2012 році, закінчивши введенням НБК в експлуатацію в кінці 2019 року. НБК є складною інженерною спорудою, має об’єм приблизно 3 млн. м^3, з яких об'єм під внутрішньою оболонкою НБК займає приблизно 1 млн. м^3.

Основне призначення НБК – перешкоджання виходу радіоактивних відходів за його межі під час звичайної та аварійної експлуатації, найбільш небезпечними з яких є вже згадані радіоактивні аерозолі. Саме за цю функцію відповідає система вентиляції НБК [15-17] що є однією з систем життєзабезпечення об’єкту. Виконання даної функції – складний інженерний, та

технологічний виклик, одним з напрямів рішення якого є створення спеціалізованих моделей та програм для вибору оптимального управління вентиляційними системами НБК ЧАЕС, з врахуванням стану об’єкту, режимів роботи персоналу та параметрів оточуючого середовища.

Для розуміння основних аспектів функціонування системи вентиляції НБК варто розглянути фізичні характеристики об’єкту, основні вимоги та технічні рішення закладені під час проектування.

Споруда НБК складається з арки, яку спочатку побудували на відстані від "Об'єкта укриття", а потім перемістили на призначене місце; старих та новозбудованих конструкцій АЕС, які служать захисним бар’єром НБК; а також технічних будівель та різноманітних допоміжних споруд. Схематичний вид НБК зображено на рисунку 1.1. [18].

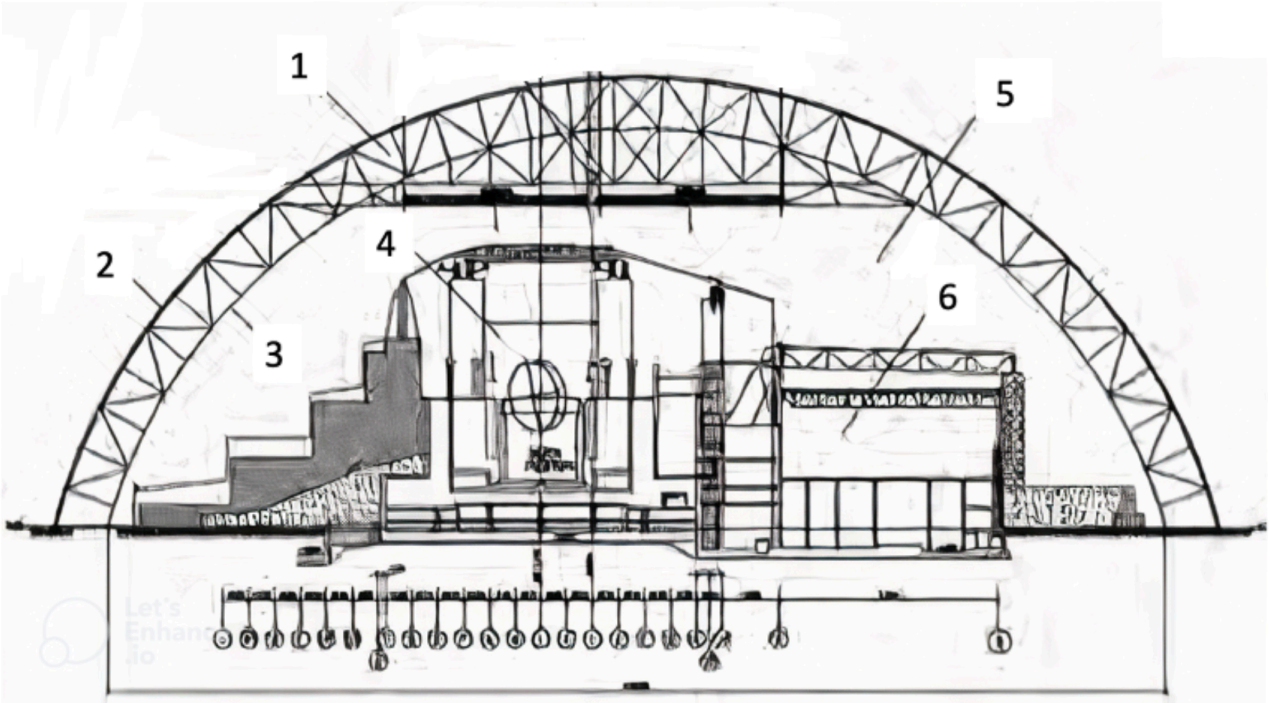


Рис. 1.1. Схема ОУ та НБК в поперечному розрізі: 1 – рама арки; 2 – зовнішня оболонка арки; 3 – внутрішня оболонка арки; 4 – ОУ; 5 – основний об’єм НБК; 6 – машинний зал

Оскільки арка складається з внутрішньої та зовнішньої оболонок, то утворюється додатковий кільцевий простір (КП), який використовується для забезпечення необхідного рівня вологості для уникнення конденсації на несучі конструкції, а також покращення герметичності об’єкту. Габаритні розміри арки складають: довжина – 162 м, ширина – 250 м, висота – 110 м. Частина НБК, що знаходиться під аркою, для зручності має сталу назву – основний об’єм (ОО).

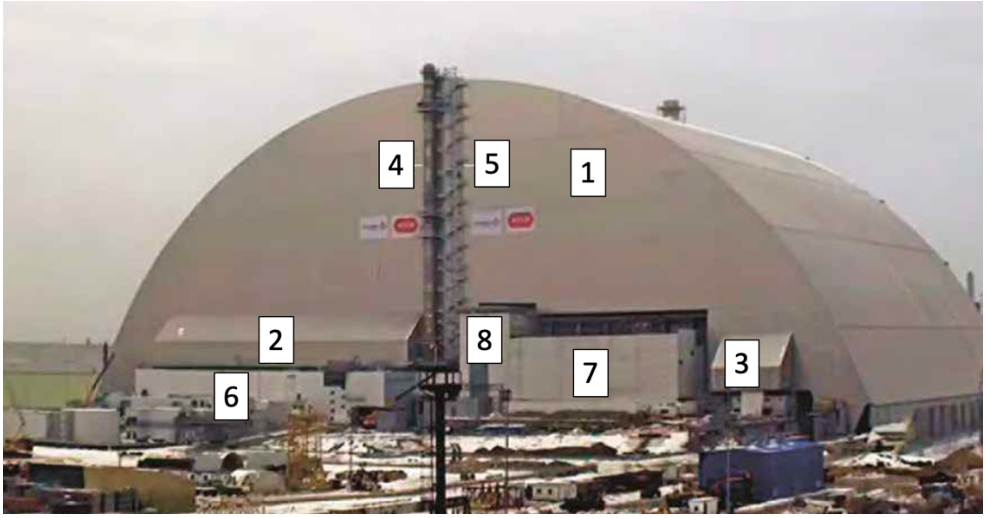


Рис. 1.2. Західна сторона НБК: 1 – західна стінка арки; 2 – північний вентиляційний центр; 3 – південний вентиляційний центр; 4 – вентиляційна труба; 5 – зовнішні сходи; 6 – технологічна будівля; 7 – машинний зал; 8 – деараторна етажерка [19]

Як видно з рисунку 1.2 – вертикальні нижні сегменти західної (аналогічно східної) стінки арки у фіксованому положенні сполучені з зовнішніми спорудами огородження НБК, а саме машинним залом та деараторною етажеркою. Окрім цього, на західній стороні встановлені технічні будівлі, зокрема ті, що забезпечують функціонування вентиляційної системи.

Вентиляційна система НБК спроектована для вирішення великої кількості задач, зокрема [20-22]:

1) мінімізація викидів не очищених повітряних мас РА з ОО;

2) запобігання перетіканню РА з ОО в кільцевий простір КП;

3) мінімізація перетікання з КП у навколишнє природне середовище через негерметичні елементи конструкцій, тобто «протічки»

Відповідно до поставлених задач та проектної документації, розроблена система вентиляції ОО та КП НБК складається з таких елементів [23] (варто зазначити, що реальні експлуатаційні витрати дещо відрізняються від проектних, що буде показано в наступних розділах):

1. Приточна система вентиляції КП, що забезпечує підтримання надлишкового тиску відносно ОО та необхідного рівня вологи для уникнення конденсації. Для забезпечення даних функцій встановлено 4 вологопоглинальні вентиляційні установки (ВУ): WHE 001, WHE 002, WHE 003, WHE 004. Об’ємна витрата однієї установки є постійною і становить 25000 м³/год. Для додаткового змішування повітря в КП встановлено дев’ять рециркуляційних установок.

2. Витяжна система вентиляції ОО, слугує для утримання невеликого розрідження повітря в ОО Арки, очищенню повітря з РА за допомогою HEPA фільтрів, та його подальше видалення через витяжну вентиляційну трубу (висотою 90 метрів). Витяжна система з основного об'єму Арки включає п'ять установок: EF 029, EF 030, EF 031, EF 032, EF 033 з запроектованою сумарною продуктивністю при нормальній роботі близько 147442 м³/год, при цьому можливе регулювання об’ємної витрати кожної ВУ.

3. Приточна система вентиляції ОО, що представлена двома ВУ AHU 012 (30000 м³/год) та AHU 015 (10000 м³/год), які працюють періодично, здебільшого, не одночасно, лише під час використання мобільних шлюзів персоналом.

4. Додатково передбачені локальні системи вентиляції ОО, такі, як: вентиляція коридорів, сходових кліток, гаражу технічного обслуговування. Регулювання даних ВУ та інших вищенаведених ВУ приточної системи ОО не

розглядається в даній роботі, однак перетоки з них враховуються в загальний баланс мас.

Очевидно, що, оскільки НБК не повністю покриває старі конструкції енергоблоку, а також є великим за розміром об’єктом, то існують негерметичності, площі яких було теоретично оцінено для моменту початку та 100-річного терміну експлуатації об’єкту і враховано під час проектування НБК. Однак, після проведення в 2017-18 роках гідравлічних тестів на реальному, об’єкті було встановлено, що теоретично наявні на той час площі протічок (15 м^2) вже значно перевищували значення, які очікувались в кінці терміну експлуатації (7 м^2) [24]. За прогнозами, площі даних протічок з часом будуть суттєво збільшуватись. Для мінімізації протічок проектною документацією НБК рекомендовано підтримувати надмірний тиск повітря у КП на рівні до +20 Па (як мінімум +5 Па), а в ОО - негативний, на рівні близько -5 Па [24, 25].

Для управління технічними процесами (включно з витратами ВУ) та моніторингу стану НБК створена та експлуатується Інтегрована система управління (ІСУ) НБК. ІСУ ґрунтується на передових, високопродуктивних цифрових рішеннях та механізмах передачі даних. Дана система є системою локального типу, що є ключовою вимогою з питань безпеки. З метою забезпечення сталої роботи НБК протягом усього періоду експлуатації, ІСУ НБК відповідає за регулювання основного технічного устаткування, нагляд за оперативними параметрами та ключовими показниками НБК, надаючи персоналу всю необхідну інформацію для надійного керування об'єктом.

На даному етапі, ІСУ НБК має дворівневу, децентралізовану і відкриту архітектурну структуру для керування підсистемами НБК. Проектування ІСУ НБК здійснено із врахуванням необхідності інтеграції з вже раніше розробленою Інтегрованою автоматизованою системою контролю (ІАСК) ОУ, як вказано у [20, 26, 27], тобто використовується єдина система датчиків, каналів та баз даних,

зокрема й для керування ВУ. У ході вивчення документації виявлено, що управління вентиляційною системою відбувається персоналом в ручному режимі.

Особи, що керують вентиляційними установками НБК, приймають рішення щодо витрат ВУ, виходячи з заміряних тисків, а також попередньо проведених дослідів [24]. Аналіз експлуатаційних даних показав, що ВУ більшість часу працюють режимі постійної потужності, ніяк не враховуються та не відображаються витоки РА через нещільності конструкції, що особливо критично при проведені робіт всередині об'єкту. При такому надлишковому режиму роботи вентиляції відбуваються перевитрати електроенергії не лише на функціонування вентиляторів (максимальна електрична потужність вентиляторів КП 264 кВт та близько 570 кВт для ОО), а й на догрів повітря що подається в НБК. При цьому, при видаленні матеріалів, що містять паливо, активність β-випромінюючих нуклідів перевищує 210 Бк/м^3 [28].

Із установленням НБК над об'єктом «Укриття» виникли зміни в процесах, що визначають стан та поведінку паливовмісних матеріалів (ПВМ). По-перше, це унеможливлення надходження атмосферних опадів в об'єкт «Укриття», що тягне за собою пересихання скупчень радіоактивної води, оголення донних відкладень з утворенням додаткових джерел радіоактивного пилу. По-друге, не втрачає актуальності проблема природного руйнування скупчень ПВМ під впливом зовнішніх факторів в умовах НБК, а також через обрушення будівельних конструкцій об'єкта «Укриття» – проблема, яку неможливо виключити навіть з огляду на здійснення стабілізаційних заходів щодо їх підсилення.

Зазначене свідчить про складність поставленої проблеми, що пов'язана з унікальністю, розмірами об'єкту та необхідністю розробки та впровадження нових підходів та програмних засобів для оптимального керування. Виходячи з наведеного доцільно вивчити світовий досвід управління і керування

вентиляційними установками, в тому числі і з застосуванням сучасних інформаційних систем.

1.2 Дослідження сучасних методів контролю систем опалення, кондиціонування та вентиляції

З метою вибору оптимального методу керування, який можна застосувати для ВУ НБК, доцільно провести аналіз існуючих методів керування комплексних систем опалення, вентиляції та кондиціонування (ОВК), а також визначити їх переваги та недоліки.

Першим етапом автоматизації вентиляційних систем, яка відбувалась на початку 20 століття, стала поява термостатів. У середині 20 століття, з розвитком комп'ютерних технологій та систем автоматичного керування, було розроблено перші математичні моделі для оптимізації вентиляції, зокрема з метою економії енергії. Подальший розвиток систем керування у 21 столітті пов’язаний з розвитком “інтернету речей”, використання “великих даних”, машинного навчання, комп’ютерного моделювання процесів тощо [29]. Для цілісного розуміння наявних методів керування, варто більш детально розглянути кожен з них, оцінити їх ефективність, практичність, найбільш поширені випадки застосування, а також проаналізувати їх недоліки, такі як складність та обмеженість до впровадження. Класифікація основних методів контролю ОВК зображена на рисунку 1.3.

Найбільш поширеними методами керування є традиційні контролери, до яких відносяться: керування за принципом "включено/виключено", P, PI та PID контролери. Контролер "включено/виключено" використовує верхній та нижній пороги для регулювання процесу в заданих межах. Хоча даний контролер є

найбільш інтуїтивним та легким у впровадженні, він не може керувати процесами з часовими затримками.

Рис. 1.3. Методи контролю систем ОВК

Внаслідок малої інерційності багатьох процесів, системи ОВК, що керуються таким контролером, демонструють значні відхилення від заданих значень. Одним з можливих рішень є додаткова обробка даних перед подачею до контролеру [30]. Контролери P, PI та PID базуються на динаміці помилок та регулюють величину зміни параметрів для точного керування процесом. Контролер PID показує гарні результати для більшості задач, але налаштування параметрів контролера є трудомістким, і ефективність контролера знижується, якщо робочі умови відрізняються від умов налаштування, причому автоналаштування є часто ускладненим [31]. Класичні методи набули широкого використання в більшості простих, не критичних систем, зокрема описано їх застосування для контролю

тиску та температури подачі повітря [32, 33], регулювання температури в приміщенні [34, 35] тощо.

До більш розвинених методів керування вентиляцією (які є історичним розвитком класичних контролерів) відноситься так зване “жорстке” керування, до якого входить більшість з нині використовуваних контролерів та “м’яке” керування.

Прикладами “жорсткого” керування є [36]: PID контролер з періодичним регулюванням коефіцієнтів, нелінійне керування, робастне керування, так зване “оптимальне” керування, а також керування з прогнозуючими моделями (MPC – Model Predictive Control). PID контролер з регулюванням коефіцієнтів дозволяє змінювати параметри PID-контролера відповідно до зовнішніх умов чи стану системи. Замість одного набору PID-параметрів система може мати декілька наборів для різних робочих режимів. Експериментальні результати демонструють ефективність і кращу продуктивність реалізованого автоналаштування в порівнянні з налаштованим вручну PID-контролером і стандартним релейним автоналаштуванням [37]. Робастне керування – методологія проектування контролерів, яка забезпечує стабільність та задовільну роботу системи навіть при наявності невизначеностей моделі чи зовнішніх умов (з застосування робастного аналізу та синтезу); показано використання даного типу керування для регулювання об’єму та температури подачі повітря [39]. Нелінійне керування застосовується для систем, динаміка яких не може бути адекватно представлена лінійними рівняннями. Описано приклад застосування нелінійного керування для мінімізації витрат електроенергії при роботі ВУ теплиць [38]. Метою “оптимального керування” є мінімізація певного критерію, який зазвичай представляє собою функцію втрат. Прикладом таких функцій є відхилення

спожитої електроенергії ВУ від мінімально необхідної для нормальних умов [40, 41].

Традиційні техніки “жорсткого” контролю добре зарекомендували себе при дизайні систем ОВК, особливо при виконанні завдань нелінійного контролю. Ці методи, в основному, вимагають ідентифікації стабільних станів та проведення складних математичних розрахунків. Контроль з регулюванням коефіцієнтів передбачає визначення лінійних регіонів і розробку логіки перемикання між цими регіонами, що робить ручне налаштування кількох контролерів PID складним завданням. Інші підходи, такі як “оптимальне” та робастне керування, є багатообіцяючими у контролі процесів ОВК, оскільки вони здатні відкидати збурення та адаптуватися до змінних параметрів. Однак, забезпечення надійності в системах ОВК, які часто працюють у змінних умовах, є складним завданням. Багато з цих методів також потребують налаштування або задання додаткових параметрів, що ускладнює їх інтеграцію. Серед наведених методів, MPC є найбільш багатообіцяючим, оскільки даний метод забезпечує врахування змінних параметрів, підтримує накладення обмежень, динамічне управління та енергозбереження у своїй стратегії контролю.

До “м’якого” керування відноситься застосування нечіткої логіки та штучних нейронних мереж. Контролери на основі нечіткої логіки працюють за правилом "якщо-то-інакше", вони можуть надавати пріоритет різним контролерам для збалансування енергоефективності та теплового комфорту. Наведено велику кількість різноманітних інтеграцій даного типу контролеру в системи вентиляції та кондиціонування [42-45]. Штучні нейронні мережі навчаються на даних про продуктивність системи, створюючи нелінійні математичні моделі, які функціонують без необхідності розуміння фізичних

принципів системи. Вони часто використовуються в прямому управлінні, вивчаючи дані “вхід-вихід” з метою потенційної заміни традиційних контролерів [46-47]. Впровадження управління на основі нечіткої логіки вимагає глибоких знань про різні стани системи, тоді як для управління на базі штучних нейронних мереж потрібні тренувальні дані за широким спектром робочих умов, які можуть бути недоступні для багатьох систем.

Гібридні контролери для систем ОВК є результатом поєднання “жорстких” та “м'яких” методів контролю, використовуючи методи, такі як квазі-адаптивне нечіткий контроль, адаптивно-нейронний контроль та нечіткий-PID контроль. Вони поєднують “м'які” контролери, такі як штучні нейронні мережі на вищих рівнях, з “жорсткими” контролерами, такими як адаптивні контролери на нижніх рівнях. Системи нечіткого-PID використовують нечітку логіку для автоматичного налаштування коефіцієнтів, ефективно управляючи невизначиностями та нелінійностями. Це поєднання вирішує складні завдання, які не під силу окремим методам. Приклади включають нечіткі контролери для контролю температури в окремих зонах, які виграють завдяки своїй адаптивності до змін навколишнього середовища [48]. Однак створення цих систем вимагає експертизи в проектуванні м'яких контролерів, великої кількості даних для навчання, а також здатність налаштовувати жорсткі компоненти для різноманітних умовам.

Окрім гібридних існують також і інші види контролерів, наприклад контроль за допомогою “навчання з підкріпленням” - це метод машинного навчання, де агент навчається приймати рішення, виконуючи дії у середовищі, щоб максимізувати певну винагороду. Даний метод особливо корисний у складних середовищах, де важко формалізувати правила чи математичні моделі та є одним з найбільш досліджуваних протягом останніх років [49-51].

Підсумовуючи, можна зробити висновок що більшість підходів до керування мають ряд специфічних недоліків. Наприклад, класичні контролери потребують ручного налаштування та працюють повільно або надто агресивно за межами налаштованого діапазону. “Жорсткі” контролери потребують серйозного математичного аналізу для розробки контролера, “м'яке” керування вимагає значних обсягів даних для навчання. З іншого боку, MPC пропонує рішення багатьох з вищезгаданих проблем, відповідно необхідно розглянути даний вид контролю детальніше.

1.2.1 Контроль з використанням прогнозуючих моделей

MPC представляє собою складну стратегію керування, яка широко використовується у різних промислових процесах, зокрема в системах ОВК. На відміну від традиційних методів керування, MPC прогнозує майбутню поведінку системи та приймає рішення, які оптимізують ефективність протягом майбутнього часового горизонту [52]. Такий підхід є особливо корисним для систем ОВК, оскільки дозволяє управляти складною динамікою та численними взаємопов'язаними змінними, такими як температура, вологість, повітрообмін та споживання енергії. MPC вирізняється своєю здатністю враховувати обмеження та необхідність багатозмінного керування, роблячи його високоадаптивним та ефективним інструментом для сучасних систем ОВК. Основна ціль впровадження MPC – підтримання оптимальних умов, мінімізуючи використання енергії та забезпечуючи надійність системи [53].

Появу MPC можна простежити з 1970-х та 1980-х років, а саме з початку його використання як рішення для управління складними системами хімічної

промисловості. Спочатку даний метод був розроблений для вирішення викликів, які ставили великомасштабні промислові процеси та з якими традиційні контролери PID не могли адекватно впоратися через їх складність. Методи використання MPC розвивались протягом десятиліть, включаючи все нові досягнення в області комп'ютерних технологій та алгоритмів. До кінця 20-го століття MPC почало знаходити застосування за межами хімічних процесів, включаючи нафтопереробну промисловість, харчову промисловість та автомобільну інженерію [54]. Перехід у сферу контролю ОВК був очікуваним кроком, враховуючи зростаючу складність та вимоги до енергоефективності сучасних систем. Адаптація MPC у системах ОВК була спричинена потребою в більш складних стратегіях керування, які могли б впоратися з динамічною та багатовимірною природою цих систем. Традиційні методи керування часто не вдається оптимізувати використання енергії, зберігаючи при цьому рівень комфорту, особливо у великих або складних будівлях. Ключовим фактором, що сприяв широкому використанню MPC в ОВК, став прогрес в обчислювальній потужності та наявність даних у реальному часі, з цими покращеннями стало можливим реалізувати складні розрахунки, необхідні для MPC.

Основна ідея MPC полягає у використанні моделі або моделей для прогнозування майбутньої поведінки системи протягом визначеного горизонту. Ця прогностична модель, заснована на історичних даних та даних в реальному часі, прогнозує майбутні стани системи. Потім MPC використовує ці прогнози для оптимізації дій керування (рис 1.4). У контексті ОВК МПК може прогнозувати майбутні рівні температури та якості повітря на основі поточних даних, зовнішніх факторів, таких як погодні умови. Після цього вона розраховує

оптимальні коригування системи для підтримання бажаних умов при мінімізації використання енергії.

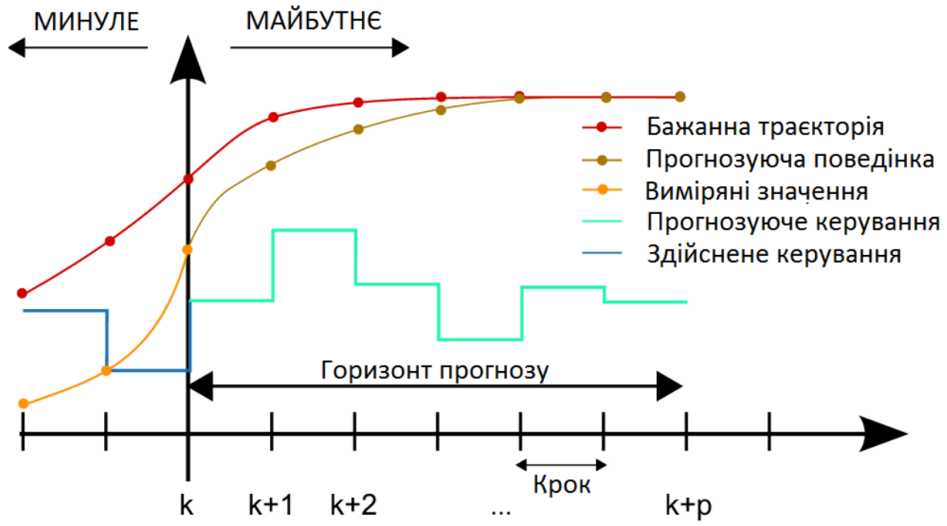


Рис. 1.4. Схема управління динамічними об’єктами з використанням MPC-підходу [55]

MPC, як правило, включає в себе такі ключові компоненти [56]:

1. Прогностична модель: ця математична модель представляє поведінку системи ОВК. Вона може бути виведена з фізичних законів (наприклад, рівнянь теплопередачі, Бернуллі тощо) або емпіричних даних (зокрема з використанням машинного навчання “з учителем”, коли модель навчається історичний виборці).

2. Горизонт керування: це майбутній період часу, протягом якого MPC прогнозує поведінку системи. Це критичний параметр, який збалансовує короткострокові потреби в керуванні з довгостроковими цілями.

3. Функція вартості або втрат: MPC оптимізує дану функцію, яка призначена для кількісної оцінки бажаних цілей, таких як енергоефективність,

комфорт або знос системи. Оптимізація може бути виконана за допомогою різних підходів, таких як: лінійне та нелінійне програмування, стохастичні методи.

4. Обмеження: включає в себе обмеження на системні змінні (наприклад, діапазони температур або вологості) та дії керування (такі як максимальна потужність нагріву).

При цьому серед основних переваг використання МРС у системах ОВК можна виділити:

1. Проактивне керування: прогностична природа МРС дозволяє йому передбачати та регулювати майбутні події, такі як зміни в “заповненості” приміщення або теплові навантаження, до їх виникнення.

2. Врахування обмежень: МРС ефективно дотримується експлуатаційних обмежень, забезпечуючи безпечну та ефективну роботу систем.

3. Багатозмінне керування: МРС може одночасно керувати кількома аспектами системи ОВК, такими як температура, вологість та якість повітря, у координований спосіб.

Приклад інтеграції МРС в ОВК системи будівлі для оптимізації робочих умов, таких як температура, концентрація вуглекислого газу та вологість – зображено на рисунку 1.5.

Одним з основних викликів при впровадженні МРС у системи ОВК є його складність та вимоги до обчислювальних можливостей, обробка даних у реальному часі та постійне оновлення моделей, окрім того інтеграція МРС з існуючою інфраструктурою ОВК може бути складною, оскільки часто вимагає значного перегляду системи керування.

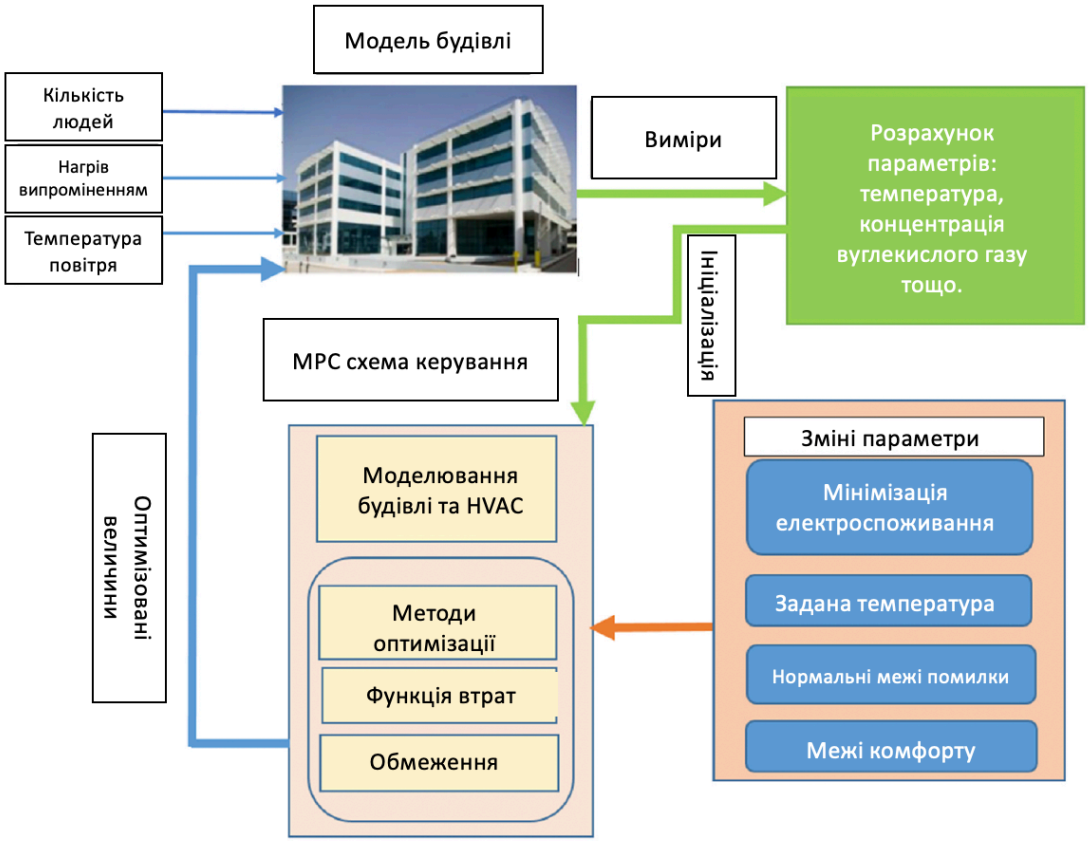


Рис. 1.5. Схема інтеграції MPC в ОВК будівлі [56]

Рішенням даних проблем є розвиток підходів до “онлайн” обробки даних з об’єкту, розробка модульних та масштабованих рішень MPC, що сприяє поступовій інтеграції з існуючими системами.

У контексті використання MPC, важливим є створення та застосування ефективних моделей об'єкту. Тому ключовим стає детальний аналіз сучасного програмного забезпечення, яке може бути використане для цих цілей, особливо в контексті забезпечення точності прогнозування та можливості оптимізації процесів управління.

1.2.2 Програмне забезпечення для створення прогнозуючих моделей

При розробці MPC зазвичай використовуються три основні методи моделювання для опису системи:

1. Фізичне моделювання (модель у вигляді білий ящик – “white box”): ці моделі побудовані на основі фундаментальних фізичних законів та рівнянь. Вони засновані на глибокому розумінні механічних та термодинамічних процесів у системах ОВК. Наприклад, дані моделі можуть використовувати рівняння для опису теплопередачі, динаміки рідин або термодинамічних циклів. Моделі “white box” часто є детальними та високоточними, але можуть бути складними та вимагати значних обчислювальних ресурсів та широких знань про фізичні властивості та параметри системи. Для створення даного типу моделей існує велика кількість спеціалізованого ПЗ. Для розробки детальних CFD (Computational Fluid Dynamics) моделей середовища можливе використання ANSYS Fluent, Siemens NX, OpenFOAM тощо [57, 58]. Для опису систем на верхньому рівні можливе застосування MATLAB/Simulink, Flownex, EnergyPlus [59, 60].

2. Моделювання на основі даних (модель “чорний ящик” – “black box”): на відміну від фізичних моделей, моделі, засновані на даних та не залежать від детального розуміння фізичних процесів, які лежать в їх основі. Натомість вони використовують історичні дані та статистичні методи або алгоритми машинного навчання для прогнозування поведінки системи. Ці моделі “вчаться” на даних і виявляють закономірності або зв'язки, часто не надаючи уявлень про причинно-наслідкові механізми. Моделі “black box” можуть бути більш гнучкими та легшими у розробці, ніж моделі “white box”, особливо коли фізичні системи

занадто складні або не повністю зрозумілі. На даний момент золотим стандартом для розробки “black box” моделей є: Python з бібліотеками для машинного навчання, мова програмування R та середовище MATLAB [61]. При необхідності розроблені моделі переписуються за допомогою більш ефективної мови програмування, такої як C++. Оскільки в найпростішому випадку “black box” модель є звичайною системою рівнянь, її можливо описати за допомогою будь-якої мови програмування, відповідно варто звертати увагу до вимог конкретного проекту та можливостей інтеграції з іншими вже існуючими системи.

3. Гібридне моделювання (моделі “сірий ящик” – “grey box”): поєднує елементи як фізичного моделювання, так і моделювання на основі даних. Може використовувати фізичні закони для опису певних аспектів системи, в той же час використовуючи методи на основі даних для моделювання частин системи, які менш зрозумілі або занадто складні для аналітичного моделювання. Гібридні моделі збалансовують можливість інтерпретації результатів та точність моделей “white box” з гнучкістю та ефективністю моделей “black box”. Дані моделі особливо корисні в сценаріях, де деякі фізичні знання доступні, але повне детальне моделювання непрактичне або непотрібне. Більшість розробників спеціалізованого ПЗ для моделювання передбачає інтеграцію зі сторонніми модулями, наприклад Ansys підтримує підключення Flownex, Matlab підключення EnergyPlus, при цьому майже всі ПЗ мають Python інтерфейс.

Кожен з цих підходів до моделювання має свої сильні та слабкі сторони, і вибір між ними часто залежить від конкретних вимог до системи ОВК, наявності даних та бажаної точності та складності моделі. Наприклад, у сценаріях, де критично важливий точний контроль та оптимізація, і де є достатні знання про систему, можуть віддавати перевагу фізичним моделям. Навпаки, у ситуаціях, де

необхідне швидке впровадження та доступні великі обсяги експлуатаційних даних, можуть бути більш підходящими моделі на основі даних. Гібридні моделі пропонують серединний шлях, забезпечуючи баланс між точністю та практичністю.

На даний час проведено дослідження гідравлічного стану НБК, зокрема розроблено фізичні “white box” CFD моделі [17], які дозволяють розрахувати термогазодинамічні та вологісні параметри об’єкту, при цьому відрізняються значним часом розрахунків та складністю можливої інтеграції в існуючу ІСУ НБК. Під гідравлічними розрахунками мається на увазі аналіз руху повітря в межах об’єкту, дані розрахунки також іноді називають аеродинамічними. В даних моделях показано, що одними з визначальних даних для гідравлічних розрахунків об’єкту є швидкість та напрям вітру навколо НБК, які описують розподіл тисків навколо об’єкту. Більш перспективним є застосування спрощених гідравлічних моделей [25, 27, 61], зокрема з інтеграцією алгоритмів машинного навчання. На даний момент не розроблено відповідного підходу й програмного забезпечення який дозволив би забезпечити роботи даних моделей в режимі реального часу.

При розробці методів керування ВУ НБК пропонується використовувати комплексний, гібридний підхід. Цей підхід передбачає інтеграцію фізичних моделей, які базуються на фундаментальних законах (таких як рівняння Бернуллі та збереження мас), з сучасними програмними рішеннями, зокрема, з розробкою спеціалізованих Python модулів. Окрім цього планується дослідження можливостей впровадження моделей, заснованих на “black box” підході. Оскільки в початковій фазі впровадження не передбачено інтеграцію цих методів контролю безпосередньо в об'єкт (що пов’язано з безпековими вимогами), нагальною стає потреба в створенні системи підтримки прийняття рішень (СППР) для

ефективного використання отриманих результатів, котра дозволить для забезпечити потреби персоналу НБК в підтримці рішень щодо управління ВУ.

1.3 Аналіз сучасних систем підтримки прийняття рішень критичних об’єктів управління

Процес експлуатації НБК передбачає необхідність прийняття управлінських рішень, які базуються на різноманітних алгоритмах, інструкціях та, в значній мірі, на практичному досвіді персоналу. Традиційно ці рішення відображають стандартні процедури та протоколи. Проте, у певних ситуаціях, сценарії розвитку подій у НБК можуть набувати високої ступені варіативності, що вимагає від осіб приймаючих рішення (ОПР) аналізу різноманітних альтернативних шляхів дій. При цьому вибір оптимальної альтернативи включає балансування між великою кількістю часто конфліктуючих вимог та критеріїв. Така практика часто призводить до прийняття помилкових та неадекватних рішень, особливо у критичних ситуаціях. Важливість забезпечення ОПР своєчасною та об'єктивно необхідною інформацією є пріоритетною задачею, що потребує вирішення.

Розглянуті в даному розділі дослідження підкреслюють, що для досягнення ефективності та цілісності управління неможливо обмежитися створенням окремих програмних засобів. Необхідне інтегральне поєднання цих засобів в єдину систему. В світовій практиці, включаючи сферу управління вентиляційними системами надскладних інженерних об’єктів, широко використовуються підходи до інтеграції та комбінування програмного забезпечення в єдині СППР. Такі системи об'єднують в собі різноманітні

інструменти та технології, включаючи аналіз великих даних, алгоритми штучного інтелекту, інтеграцію баз даних та інші технології, щоб забезпечити комплексний аналіз ситуації, оптимізацію процесів прийняття рішень та ефективне управління надскладними інженерними системами. Даний підхід дозволяє значно підвищити якість та оперативність прийняття рішень, мінімізувати ризики та оптимізувати управлінські процеси.

Сучасний розвиток інформаційних технологій суттєво вплинув на автоматизацію процесів в різних сферах людської діяльності, зокрема у сфері управління. Аналіз наукової літератури з цього питання показує, що перші згадки про такі системи датуються 1974 роком [62]. З того часу відбувся значний розвиток і удосконалення інформаційних систем, що призвело до необхідності створення спершу інформаційних, а згодом і інтелектуальних СППР.

Наукові дослідження аспектів розроблення СППР отримали увагу провідних вчених, серед яких варто відзначити роботи П. Бідюка, С. Субботіної, Г. Гнатієнко, Б. Герасимова, Ю. Зайченка, І. Богаєнка, Michael Morton, Peter Keen, Paul Gray, Hugh J. Watson та інших. Їхні дослідження охоплюють широкий спектр застосувань СППР у галузях, де необхідний особливий підхід, зокрема й для таких об’єктів підвищеної небезпеки як НБК ЧАЕС.

Як описувалось в попередньому підрозділі, наразі існують розроблені моделі гідравлічного стану НБК. На основі даних моделей можливе розроблення спеціальних методів, які дозволять визначити оптимальні параметри роботи вентиляційних установок при різних граничних умовах та досягти значного зменшення неконтрольованих викидів радіації [63]. Однак, крім створення методів, важливо також розробити систему підтримки прийняття рішень, яка була б корисною для персоналу, при вирішенні щоденних задач [64]. Для всебічного

осмислення критеріїв та вимог, які пред'являються до СППР, а також для оцінки поточного стану їхнього розвитку, важливо дослідити приклади використання таких систем в суміжних областях. Це дозволить зрозуміти, які функціональні можливості та технологічні рішення вже успішно застосовуються в інших сферах, які можуть бути адаптовані та впроваджені в контексті ВУ НБК.

В статті [65] розглянуто комп’ютеризовані СППР для систем штучної вентиляції легень. За умови певного масштабування можна провести аналогію між даними системами та НБК, особливо враховуючи небезпечність позаштатних ситуацій. В роботі розглянуто: чому комп’ютеризована підтримка прийняття рішень в системах штучної вентиляції є критично важливою, детально описано процес оптимізації параметрів, наведено й порівняно відмінності між однофакторною та багатофакторною оптимізацією, особливості вирішення проблем отримання даних вимірювання, необхідних для керування замкнутим контуром, можливості та обмеження стратегій розвитку СППР такого класу.

У дослідженні, опублікованому в [66], проведено глибокий аналіз механізмів відмов ОВК систем з акцентом на стратегії мінімізації вартості та наслідків відмов, що виникають при виведенні обладнання з експлуатації. Дослідження представляє інноваційний підхід до технічного обслуговування, зорієнтований на підвищення надійності системи, що потенційно може доповнити та оптимізувати існуючі методики в даній сфері. Ймовірнісний аналіз на базі розподілу Вейбулла був використаний для оцінки ризиків відмов, що дозволило ідентифікувати основні причини та наслідки відмов, а також розробити дерева несправностей. Ці дерева несправностей були інтегровані у систему знань для підвищення надійності та доступності ОВК. Інтеграція цих

методів дозволяє створити більш надійну та доступну систему, особливо в контексті ОВК у великих будівлях.

Результати дослідження вказують на можливість підвищення загальної надійності системи шляхом збільшення надійності окремих компонентів завдяки застосуванню запропонованого багатоаспектного підходу. Детальний аналіз даних про несправності надав кількісну оцінку надійності численних складових компонентів основних елементів ОВК систем, підкреслюючи важливість такого підходу для попередження відмов, зменшення часу простою та підвищення загальної доступності системи.

У дослідженні [67] розглядається СППР, призначена для оцінки енергоспоживання будівель та рекомендацій оптимального комплексу реноваційних заходів, враховуючи компроміс між вартістю, поліпшенням якості споруди та її впливом на навколишнє середовище. Здійснено двоетапну валідацію системи для демонстрації практичного застосування гібридного підходу: для валідації ефективності алгоритму використовуються методи цільового програмування на основі бінарних цілей та генетичні алгоритми. Для валідації різниць у енергетичній ефективності, прогнозованій для рішення реновації, запропонованого системою, був введений реальний проект реновації. Результати демонструють, що запропонована гібридна система є більш обчислювально ефективною, ніж використання окремих алгоритмів.

У дослідженнях [68, 69] проведених в НТУУ "КПІ імені Ігоря Сікорського", представлено архітектуру та математичне обґрунтування системи клімат-контролю для великих промислових об'єктів. Розробка включає алгоритми управління системами кондиціонування та багатофункціональне програмне забезпечення, інтегроване у середньорівневе управління підприємством за

допомогою СППР. У дослідженнях визначено ключові критерії та розроблено алгоритми для оптимізації та адаптації систем управління промисловими кондиціонерами, що дозволяє підвищити ефективність мікроклімату виробничих приміщень з урахуванням змінних умов експлуатації. Використання цієї СППР сприяє підвищенню продуктивності систем мікроклімату в умовах динамічної виробничої діяльності. Розроблені моделі, методи та алгоритми управління рекомендовані для інтеграції на етапах проектування, налаштування та експлуатації систем оперативного управління виробництвом.

У рамках дослідження [70], основним об'єктом якого є процеси модернізації будівель з метою підвищення їх енергоефективності, розглядається гіпотеза про можливість покращення прогнозування сценаріїв модернізації як з енергетичного, так і з фінансового аспекту. Дослідження пропонує методологію, засновану на моделюванні, для оцінки впливу доступних енергоефективних рішень на майбутнє споживання енергії, виходячи з реальних даних про використання. Ці дані збираються за допомогою бездротової сенсорної мережі, встановленої в будівлі на мінімально необхідний період, визначений методологією. Енергетичне моделювання різних сценаріїв модернізації служить основою для СППР, яка допомагає інвесторам направляти фінансові ресурси, враховуючи як матеріальні, так і нематеріальні критерії. Цей загальний процес підтримується платформою програмного забезпечення, яка включає аудит будівель, прогнозування споживання енергії та підтримку прийняття рішень. СППР включає аналіз переваг, можливостей, витрат та ризиків на основі аналітичного процесу. Запропонована методологія та платформа були апробовані на реальних об’єктах, демонструючи очікувані переваги альтернативних рішень для модернізації, особливо у сферах освітлення та теплового комфорту.

Система RODOS (Real-time On-line DecisiOn Support), розроблена після катастрофи на Чорнобильській АЕС за підтримки Європейської Комісії, є прикладом інноваційної СППР для управління надзвичайними ситуаціями на атомних електростанціях [71]. Оновлена версія цієї системи, JRODOS, використовує Java для забезпечення більшої гнучкості та сумісності з різними обчислювальними платформами, що значно розширює можливості її застосування.

Основні переваги JRODOS включають її здатність проводити деталізовані розрахунки розповсюдження радіоактивних речовин у атмосфері та оцінювати рівні опромінення населення, що дозволяє оперативно реагувати на аварійні ситуації. Опубліковані результати оцінок сприяли підвищенню прозорості та інформованості громадськості. Однак, система має певні недоліки, зокрема, високий рівень невизначеності в даних про джерело радіаційних викидів. Незважаючи на це, моделювання JRODOS показало задовільну відповідність даним моніторингу, що свідчить про її ефективність у прогнозуванні та оцінці радіологічних умов.

Застосування JRODOS демонструє значні можливості СППР у контексті оцінки наслідків ядерних аварій. Система ефективно інтегрує чисельні метеорологічні моделі для створення точних прогнозів і діагностичних оцінок. Така інтеграція дозволяє проводити комплексні оцінки радіологічного впливу аварій на АЕС, забезпечуючи цінні дані для рішень щодо евакуації, медичної допомоги та інших заходів реагування на надзвичайні ситуації.

У роботі [72] детально досліджено питання застосування СППР для забезпечення високих вимог безпеки АЕС в умовах невизначеності. Основною інновацією є застосування декларативного підходу до програмування, що

дозволяє системі самостійно шукати рішення на основі опису проблеми та логічних правил. Цей підхід не вимагає від програмістів кодування специфічних алгоритмів, а замість цього передбачає використання правил для опису конфігурації системи і можливих дій для зміни стану її компонентів.

Переваги такої СППР включають здатність системи адаптуватися до різних сценаріїв, що особливо важливо у випадку складних і динамічних систем, якими є АЕС. Система може автономно діагностувати несправності та обчислювати необхідні дії для їх усунення, опираючись на постійний моніторинг стану об'єкта і компонентів. Серед недоліків варто відзначити ризик, що в разі непередбачуваних сценаріїв система може не знайти адекватного рішення. Незважаючи на ці виклики, застосування даної СППР на АЕС відкриває нові можливості для підвищення безпеки, ефективності та надійності управління складними промисловими процесами. Це дозволяє знизити ризик людського фактору, забезпечуючи більш об'єктивний і науково обґрунтований підхід до управління безпекою.

У роботі [73] проведено аналіз розробки СППР для управління ситуаціями при аваріях на атомних електростанціях, з використанням нормативних інструкцій (які зазвичай описують не строгий порядок дій, а певні рекомендації). Запропоновано підхід з врахуванням особливостей сприйняття інформації людиною (використовуючи метод функціонального резонансного аналізу та “драбини прийняття рішень”), що зменшує теоретично зменшує кількість помилок ОПР. Ця робота є важливою через своє зосередження на значному рівні відповідальності та когнітивного навантаження, які покладаються на операторів при роботі на атомних електростанціях, висвітлюючи критичну необхідність врахування цих аспектів у процесі розробки ефективних СППР.

Окремо варто відзначити новітній підхід до підтримки прийняття рішень, який почав розвиватись з розвитком великих мовних моделей [74]. Ці моделі, привернули значну увагу завдяки своїй здатності до розширеного розуміння природної мови, а також синтезу інформації з широкого спектру джерел. Це відкриває нові можливості для створення СППР, оскільки такі моделі можуть значно покращити взаємодію між користувачем та системою. Вони забезпечують не лише більш точне розуміння запитів користувачів, але й можуть пропонувати більш відповідні та корисні відповіді, здатні вести багаторівневий діалог і надавати докладні вказівки. Проте, слід зазначити, що, незважаючи на свої переваги, великі мовні моделі мають певні обмеження, як-от відсутність глибокого розуміння контексту і вироблення відповідей, які можуть бути неточними або навіть вводити в оману, що вимагає обережного підходу при їх використанні у важливих сферах прийняття рішень [75]. В статті [76] описано методику використання даних моделей для створення графів знань у надзвичайних ситуаціях, яка може допомогти екстреним службам приймати обґрунтовані рішення відповідно до стандартів і правил. Крім того, ведуться дослідження та розробка методів для застосування мовних моделей при управлінні ОВК системами [77].

Таким чином, розглянуто застосування СППР у різноманітних сферах, включаючи медицину, управління обладнанням, енергоефективність будівель та надзвичайні ситуації на атомних електростанціях. Ключовим аспектом є використання оптимізації критичних параметрів, мінімізації ризиків та підвищення ефективності управлінських рішень. При розробці СППР важливо звернути увагу на інтеграцію сучасних технологій, таких як можливість забезпечення поглибленого аналізу даних та моделювання процесів, а також на

можливість використання інноваційних підходів, наприклад, можливість подальшої інтеграції мовних моделей для покращення взаємодії системи з користувачем. Важливим є також зосередження на надійності та безпекових аспектах систем, особливо в контексті використання СППР у критично важливих сферах, таких як поводження з ядерними відходами.

1.4 Постановка наукового завдання дослідження

Проведений аналіз умов і факторів, що впливають на розроблення моделей та програмних засобів управління ВУ НБК ЧАЕС показав, що дана система є в своєму роді унікальною, а оскільки введення в експлуатацію відбулось нещодавно, інформатизація процесів експлуатації ВУ потребує подальшого розвитку.

Як визначено в підрозділі 1.1, задачами функціонування ВУ НБК є забезпечення таких функцій: підтримання заданих умов всередині НБК (таких як рециркуляція повітря та відповідний рівень вологості), мінімізація викидів РА за межі Конфайнменту через неконтрольовані протічки. При цьому оптимізації останньої, більш критично важливої функції й присвячене дане дослідження.

Різноманітні фактори, такі як метеорологічні умови, вимоги до радіаційної безпеки та необхідність поступового демонтажу нестабільних конструкцій (що змінює внутрішні умови), впливають на умови роботи ВУ та НБК в цілому. Відтак, для управління цими комплексними процесами необхідно використовувати спеціальні методи інженерії програмного забезпечення. Дослідження показали, що існуючі інформаційні системи НБК мають обмежені спроможності щодо прогнозування, управління та підтримки прийняття рішень.

Наявність і складність процесів, що супроводжують експлуатацію вентиляції збільшують кількість та складність задач і вимагають оперативного прийняття рішень ОПР на основі аналізу поточних даних. Тому під час експлуатації НБК та роботи операторів ВУ, а також керівного складу можуть виникати різні проблеми і задачі, що потребують розв'язання із застосуванням знань та компетентностей пов'язаних зі спеціальністю 121 (інженерія програмного забезпечення).

Окреслене сформувало комплексне протиріччя: з одного боку, в ході експлуатації НБК виникає необхідність оцінки та прогнозування гідравлічного стану, мінімізації викидів радіоактивних речовин, використання електроенергії ВУ; з іншого боку, НБК є складною динамічною системою, де знаходження оптимальних режимів проведення робіт та ефективна робота підсистем залежать від різноманітних факторів, таких як зміни умов експлуатації та внутрішні процеси об'єкту (вимагає ретельного балансування між потребами в енергоефективності та безпеки, а також надійністю та адаптивністю систем управління). Таке протиріччя потребує вирішення за допомогою розробки і впровадження передових інформаційних та аналітичних технологій, включаючи керування з прогнозуючими моделями, які здатні надати рекомендації щодо керування у відповідь на змінні умови, забезпечуючи тим самим підвищення ефективності та безпеки експлуатації НБК.

Критично важливим є врахування конкретних обмежень, які стосуються доступності інформації, а також дотримання стандартів безпеки та відповідних регулятивних вимог. Основною для створення методів та їхньої подальшої перевірки є використання лише тих історичних даних НБК, які були отримані з дозволу керівництва Чорнобильської АЕС та Інституту технічної теплофізики НАН України.

Метою даного дисертаційного дослідження є мінімізація викидів РА та оптимізація витрат електроенергії шляхом підвищення ефективності управління вентиляційними установками НБК з використанням прогнозуючих моделей.

Об'єктом дослідження є процес управління вентиляційними установками НБК.

Предметом дослідження є моделі та програмне забезпечення для оптимального управління вентиляційними установками НБК.

Досягнення поставленої мети та вирішення наукового завдання з розробки науково-методичних підходів щодо оптимізації управління ВУ НБК ЧАЕС, вимагає виконання ряду часткових завдань, що представлені на рисунку 1.6 у вигляді структурно-логічної схеми (етапи 1-8):

- аналіз умов роботи та характеристик вентиляційних установок НБК;
- аналіз існуючих методів управління системами опалення, вентиляції та кондиціонування повітря;
- аналіз існуючих СППР, розроблених для контролю ОВК та об'єктів підвищеної небезпеки;
- аналіз умов роботи та характеристик вентиляційних установок НБК;
- аналіз існуючих методів управління системами опалення, вентиляції та кондиціонування повітря;
- аналіз існуючих СППР, розроблених для контролю ОВК та об'єктів підвищеної небезпеки;
- розроблення архітектури системи підтримки прийняття рішень щодо оптимального управління ВУ НБК;
- удосконалення алгоритмічно-програмних методів знаходження тисків та площ неконтрольованих протічок всередині НБК на основі фізичної моделі;

- розроблення способу використання моделей машинного навчання для розрахунків гідравлічного стану НБК, з метою підвищення точності прогнозування внутрішніх тисків;

- розроблення алгоритмічно-програмного методу знаходження оптимальних витрат ВУ при змінних граничних умовах з використанням моделей на основі машинного навчання;

- розроблення алгоритмічно-програмного методу застосування статистичних метеорологічних даних для оцінки викидів РА за межі НБК.

При цьому останні два етапи, які зображені на схемі, відповідають за практичною реалізацію та подальшу перевірку розроблених методів та моделей.

Рис. 1.6. Структурно-логічна схема вирішення наукового завдання

Висновки до розділу 1

1. Унікальна роль НБК в сфері ядерної безпеки, а саме в контексті запобігання розповсюдженню радіоактивних відходів, вимагає розробки новітніх та надійних методів керування. Комплексний аналіз факторів та умов управління вентиляційними установками НБК ЧАЕС, а також існуючих підходів до моніторингу та контролю вказує на те, що подальше підвищення ефективності можливе за рахунок інтеграції нових технологій, таких як прогнозуючі моделі та машинне навчання.

2. Ретельний аналіз існуючих систем контролю для ОВК, включно з класичними та більш новітніми підходами, зокрема з використанням алгоритмів машинного навчання, показав можливості для впровадження нових, адаптивних і гнучких рішень.

3. Детальний аналіз методів керування з прогнозуючими моделями, а саме такий аспект як можливість враховувати майбутні стани об’єкту при змінних умовах та відповідно визначати параметри оптимального управління є ключовим аспектом для оптимізації роботи ВУ НБК. Проте існують виклики, котрі зокрема пов'язані з обчислювальними обмеженнями та складністю інтеграції у складні системи, такі як НБК, вирішення яких вимагають глибокого аналізу та інноваційного підходу при розробці методів та програмних засобів.

4. Аналіз програмних засобів для розробки прогнозуючих моделей показав перевагу використання гібридного моделювання, коли фізичні моделі поєднуються з моделями на основі історичних даних. Такий підхід забезпечує прийнятну точність прогнозування, при цьому не вимагаючи значного розрахункового часу.

5. Аналіз сучасних систем підтримки прийняття рішень для критичних об’єктів управління вказує на необхідність комплексного підходу, що інтегрує різноманітні технології та методи. Важливо використовувати оптимізацію критичних параметрів, мінімізацію ризиків та підвищення ефективності управлінських рішень.

6. Визначено ряд наукових завдань, які вцілому спрямовані на мінімізацію викидів радіоактивних речовин та оптимізацію споживання електроенергії ВУ НБК, та включають розробку моделей та програмного забезпечення, здатних ефективно оптимізувати управлінські процеси, враховуючи унікальність та динаміку системи.

РОЗДІЛ 2
МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ НБК

Можливість управління ВУ та впровадження відповідної СППР вимагає розробки ряду моделей методів, а саме: спрощена модель гідравлічного стану Конфайнменту для точного аналізу внутрішніх тисків та повітряних перетоків, оптимізаційна модель для оцінки площ неконтрольованих протічок, застосування методів машинного навчання для покращення прогнозування гідравлічного стану, метод знаходження оптимальних витрат та моделювання впливу метереологічних даних.

Таким чином, даний розділ включає послідовний опис різних методів і алгоритмів, результатом яких є розроблення комплексного науково-методичного підходу до прогнозування гідравлічного стану та управління ВУ, інтегруючи теоретичні знання та практичні інструменти для ефективного прийняття рішень.

2.1 Модель гідравлічного стану Конфайнменту

З метою знаходження тисків всередині Конфайнменту, а також перетоків повітря всередині та назовні об’єкту – розроблено спрощену модель (модель із зосередженими параметрами, де один внутрішній об’єм відповідає одному розрахунковому вузлу) гідравлічного стану об’єкту яка дозволяє врахувати основні перетоки повітря та визначити тиски всередині НБК [27]. Загальна схема, що відображає частини даної моделі показана на рисунку 2.1.

Рис. 2.1. Схематичне зображення розрахункових об'ємів НБК та основних напрямів руху повітря

Таким чином, гідравлічна модель Конфайнменту складається з:

1. Основного об'єму (ОО) та кільцевого простору (КП);

2. Площ неконтрольованих протічок, а саме: між ОО та КП; ОО та західним зазором (ЗЗ) та східним зазором (СЗ); між КП та західною стіною (ЗС), циліндричною стіною (ЦС) та східною стіною (СС);

3. Потоків повітря, що контролюються ВУ: нагнітання повітря в КП та ОО, витяжка повітря з ОО.

Перетоки повітря між кожним з розрахункових об'ємів визначаються за рівнянням Бернуллі [78, 79]:

$$G = R \cdot \Delta P, \tag{2.1}$$

де G – об’ємна витрата, м^3/с;

ΔP – перепад тисків між двома об’ємами, Па;

R – гідравлічна провідність м^3/(Па·с).

При цьому гідравлічна провідність знаходиться за формулою:

$$R = 0{,}6 \cdot S \cdot \sqrt{\frac{2}{\rho \cdot |\Delta P|}}, \tag{2.2}$$

де ρ – густина повітря, кг/м^3.

Для знаходження невідомих параметрів моделі використовується рівняння збереження мас:

$$\sum G_i = 0 \tag{2.3}$$

Запишемо рівняння збереження мас для основного об’єму та кільцевого простору:

$$G_{кп}^{ву+} + G_{кп-оо} + G_{кп-зс} + G_{кп-сс} + G_{кп-цс} = 0 \tag{2.4}$$

$$G_{оо}^{ву+} + G_{оо}^{ву-} + G_{оо-кп} + G_{кп-зз} + G_{кп-сз} = 0, \tag{2.5}$$

де $G_i^{ву}$ – нагнітання (витяжка) ВУ з КП або ОО;

G_{i-j} – неконтрольовані протічки між об'ємом i та j.

Підставивши рівняння Бернуллі в (2.4) та (2.5) і виразивши тиски в КП та ОО в лівих частинах рівняння, отримаємо рівняння для знаходження тисків всередині НБК:

$$P_{кп} = \frac{R_{кп-зс} \cdot P_{зс} + R_{кп-сс} \cdot P_{сс} + R_{кп-цс} \cdot P_{цс} + R_{кп-оо} \cdot P_{оо} + G_{кп}^{ву+}}{R_{кп-зс} + R_{кп-сс} + R_{кп-цс} + R_{кп-оо}} = 0 \qquad (2.6)$$

$$P_{оо} = \frac{R_{оо-зз} \cdot P_{зз} + R_{оо-сз} \cdot P_{сз} + R_{оо-кп} \cdot P_{кп} + G_{оо}^{ву+} + G_{оо}^{ву-}}{R_{оо-зз} + R_{оо-сз} + R_{оо-кп}} = 0 \qquad (2.7)$$

Наведені нелінійні рівняння є рівняннями виду $x_i = f(x_i)$ розв'язок яких здійснюється за допомогою методу простих ітерацій (рис 2.2).

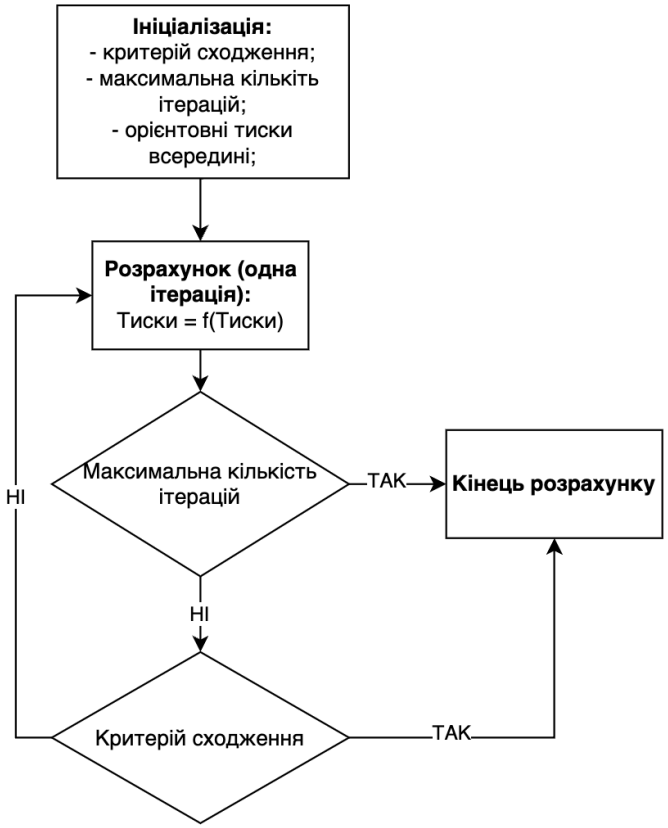


Рис. 2.2. Блок-схема реалізації методу простих ітерацій

Метод простих ітерацій починається з ініціалізації початкових значень та критерію сходження, максимальної кількості ітерацій, а також випадкових тисків в ОО та КП, якщо ж відомі внутрішні тиски для рішення в попередній момент часу, то можливо застосувати їх. Ітераційний процес триває, доки не буде досягнута задана максимальна кількість ітерацій або не відбудеться сходження по заданому критерію.

Вирішення наведених рівнянь (2.6) та (2.7) в конкретний момент часу дозволяє знайти тиски всередині НБК, при умові що відомі (рис. 2.3):

1. Значення витрат ВУ та контрольованих перетоків;
2. Тиски навколо НБК;
3. Площі неконтрольованих протічок.

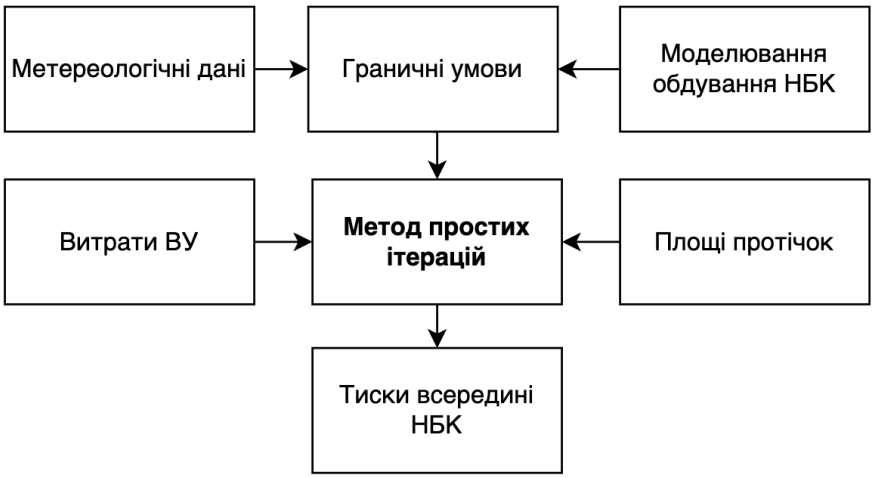


Рис 2.3. Метод знаходження тисків всередині НБК

Історичні та експлуатаційні значення ВУ та контрольованих перетоків в ОО та КП в конкретний момент часу відомі, їх детальний аналіз та приклад застосування наведений в наступних розділах.

Існує два основних підходи, які можливо застосувати для знаходження розподілу тисків навколо НБК: експериментальний та комп'ютерне моделювання. Експериментальне дослідження з метою знаходження вітряних навантажень на конструкцію компанією Novarka в 2008 році проведено обдув зменшеної копії НБК (в масштабі 1:300) [80]. Симулювались характеристики реального вітру: вертикальний градієнт, середнє швидкість турбулентність тощо; використовувалось більше 500 датчиків.

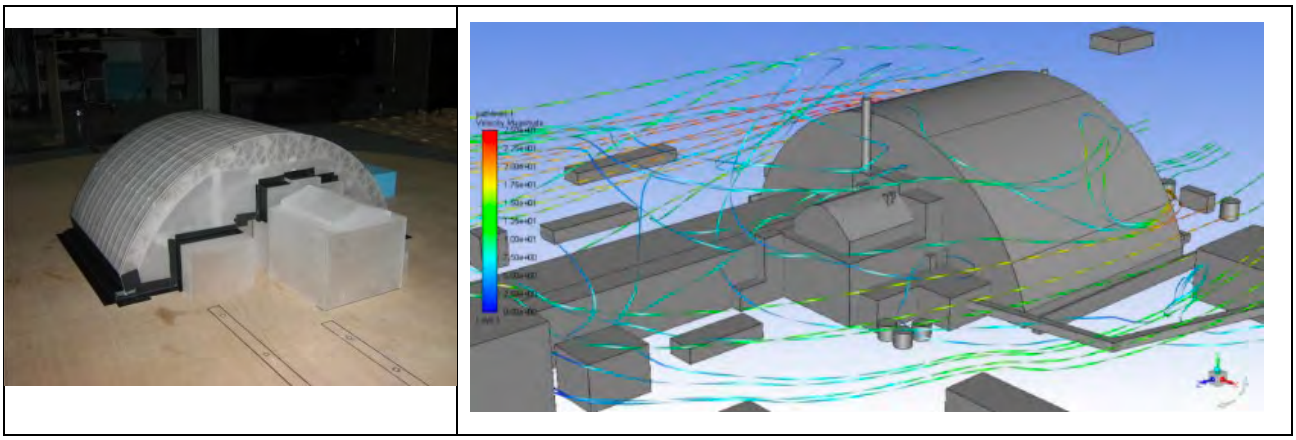


Рис 2.4. Новий Безпечний Конфайнмент: фізична модель в каналі аеродинамічної труби (зліва) та комп'ютерна модель обдування об'єкту та прилеглих будівель (справа)

Після введення НБК в експлуатацію, отримані карти тисків були перевірені та зроблено висновок про їх неточність (про що свідчили відношення значень тисків на протилежних сторонах НБК, які не збігались з літературними даними для схожих задач) [81]. Для знаходження більш точних розподілів тисків розроблено CFD модель НБК в ПЗ ANSYS, яка містить близько 4 млн. розрахункових комірок [82]. В результаті моделювання обдування вітром зі швидкістю 3.8 м/с отримано розподіл тисків по всьому периметру НБК при різних

напрямах вітру (крок обдування – 10 градусів). Перерахунок даних розподілів тисків для вітру іншої швидкості можливий за допомогою рівняння [83]:

$$P_c = P_b \left(\frac{V_c}{V_b}\right)^2, \tag{2.8}$$

де P_c – тиск для поточного значення швидкості вітру

V_c – поточне значення швидкості вітру;

P_b – тиск для базового значення (b) при швидкості вітру V_b = 3,8 м/с.

При розрахунках гідравлічного стану НБК беруться дані описаного комп'ютерного моделювання, при цьому вони інтерполюються з точністю до 1 градуса та перераховуються для відповідної швидкості вітру.

Аналогічно до знаходження розподілу тисків по НБК, існує два підходи для знаходження неконтрольованих площ протічок: експериментальний та чисельний на основі експлуатаційних даних. Експеримент по знаходженню площ зводиться до послідовного включення/виключення ВУ НБК в різній комбінації, збережені та оброблені перепадів тисків між основними вузлами та вирішенні рівнянь збереження мас. В результаті експериментів, проведених Novarka в 2018 році знайдено що площі неконтрольованих протічок НБК більші за проектні оціночні в 5-10 разів та вже перевищують площі на кінець експлуатації НБК (через 100 років).

В Таблиці 2.1 наведено значення площ протічок через основні стінки НБК; варто зазначити, що до зовнішньої оболонки входять циліндрична, західна та східна стінки (рис. 2.1), а під внутрішньою оболонкою мається на увазі площа протічок між ОО та КП. Недоліком проведених експериментів компанією Novarka є одночасне врахування всіх протічок з основного об'єму до навколишнього середовища під час розрахунків, що привело до помилок в розрахунках балансів

мас, в результаті чого отримано не точні площі протічок для західного та східного зазору.

Таблиця 2.1

Порівняння проектних значень площ протічок з результатами тестів

Місце негерметичності	Проект, $м^2$		Тести, $м^2$
	Початок експлуатації	Кінець експлуатації	
Зовнішня оболонка	0,26	1,2	1,7
Внутрішня оболонка	0,24	1,1	5
Західний зазор	0,6	0,6	3,1
Східний зазор	1,8	1,8	3,9

2.2 Метод знаходження площ неконтрольованих протічок

Оскільки при знаходженні площ протічок за даними проведених експериментальних досліджень допущено ряд методичних помилок, а також враховуючи необхідність уточнення даних площ, які можуть збільшуватись у зв’язку зі старінням конструкції – постає задача застосування та удосконалення відповідного чисельного методу.

З цією метою запропоновано вирішувати оптимізаційну задачу, а саме мінімізувати середньоквадратичну похибку між результатами моделювання та експлуатаційними даними (показами дифманометрів):

$$L = f(Si) = \sqrt{\frac{1}{n \cdot k} \sum_{i=0}^{n} \sum_{j=0}^{k} w_j \left(\Delta P_{ij}^{\text{реальне}} - \Delta P_{ij}^{\text{розраховане}} \right)^2} \to 0, \quad (2.9)$$

де L – функція втрат, яка залежить від площ протічок S_i, м^2;

k – кількість датчиків;

n – кількість вимірів (в часовому вимірі);

w_j – ваговий коефіцієнт j-го датчика;

ΔP – перепад тисків в конкретній точці (експериментальний або розрахований).

Дану функцію не можливо диференціювати відносно площ протічок, оскільки перепади тисків шукаються ітераційно в кожен конкретний момент часу (рис. 2.2). Тому знаходження площ протічок зводиться до звичайної оптимізаційної задачі з обмеженням на діапазон значень вхідних параметрів.

В якості експериментальних ΔP беруться чотири перепади – покази дифманометрів: два перепади ОО-ОС та один перепад КП-ОС на західній стінці, а також перепад між ОО та КП. Варто зазначити, що перепади між КП та ОО є найбільш точними, оскільки обидва кінці дифманометрів знаходяться у стабільних гідродинамічних об’ємах. На вимірювання перепадів КП-ОС та ОО-ОС впливає вітрова турбулентність та інші фактори, які можуть спотворювати результати. Відповідно в описану функцію втрат варто внести вагові коефцієнти, що відповідали б ступеню достовірності показів конкретного датчика. Місця розташування датчиків, а також процес перерахунку перепадів відповідних датчиків описано в розділі 4.

Для вирішення наведеної оптимізаційної задачі можливе використання різних алгоритмів, широкого застосування набув метод Нелдера-Міда [84, 85]. Вибір оптимального алгоритму вимагає тестування з експлуатаційними даними,

зосереджуючись на швидкості збіжності та можливості уникнення локальних мінімумів. Загальна схема знаходження площ протічок наведена на рисунку 2.5.

Рис. 2.5. Метод знаходження площ протічок

Наведений метод оптимізації складається з таких основних етапів:

1. Отримання експлуатаційних даних за певний період, витрат ВУ та обчислення граничних умов навколо об’єкту на основі карти тисків, в кожен момент часу; підготовка показів дифманометрів для функції втрат.

2. Передача до оптимізатора початкових значень та можливих діапазонів площ протічок, вагових коефіцієнтів кожного з дифманометрів.

3. На основі експлуатаційних даних, оптимізатор ініціалізує рішення прямої задачі в кожен експлуатаційний момент часу.

4. Знаючи розраховані значення тисків в основному об’ємі та кільцевому просторі розраховуються перепади тисків між ними та оточуючим середовищем. Використовуючи формулу (2.9) обчислюється зважена функція середньо квадратичних відхилень розрахункових даних від експлуатаційних.

5. Значення функції втрат передаються в оптимізатор, який або ініціалізує новий розрахунок з оновленими площами втрат (в залежності від алгоритму оптимізації), або зупиняється повертаючи значення знайдених площ протічок.

Оптимізуються всі площі протічок, а саме площа протічки з основного об’єму до західного зазору та східного зазору, площі внутрішньої протічки та сумарна площа протічки між кільцевим простором та оточуючим середовищем.

2.3 Використання машинного навчання для оцінки гідравлічного стану

При наявності достатньої кількості експлуатаційних даних для різних умовах оточуючого середовища та потужностях ВУ – можливе використання моделей машинного навчання (від більш простих таких як лінійна регресія до більш складних нейронних мереж) для прогнозування показів дифманометрів та подальшого розрахунку гідравлічного стану.

Алгоритм тренування моделей для кожного з дифманометрів, наведено на рисунку 2.6. Відповідна експлуатаційна вибірка ділиться на дані для навчання та валідації, а також дані для тестування моделей. Використання валідаційних даних допомагає уникнути “перенавчання моделей”.

В якості вхідних даних для тренування використовуються параметри вітру та витрат ВУ, які попередньо нормалізуються; в якості цільової величини яку має обчислювати модель – покази конкретного дифманометра. Також замість

параметрів вітру можливе використання тисків навколо об’єкту обчислених за допомогою попередньо описаної карти тисків.

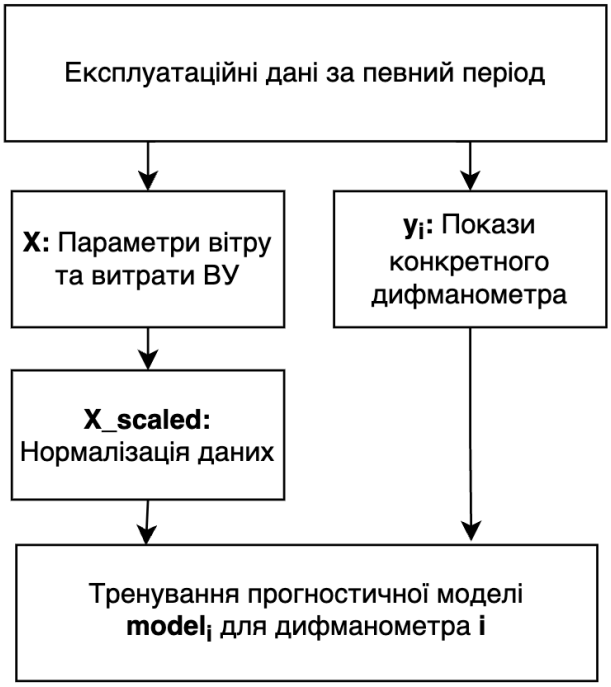


Рис. 2.6. Тренування прогнозних моделей

Популярними моделями, які можливо використати для даної задачі є: лінійна регресія, дерево рішень, Random Forest (випадковий ліс), Gradient Boosting (градієнтне підсилення), нейронна мережа прямого поширення тощо [86, 87]. Кожна з цих моделей має ряд переваг та недоліків (зазвичай зі збільшенням точності зростає складність моделі), а визначення найкращої вимагає тестів на експлуатаційних даних, при цьому вибір конкретної моделі не впливає на схему та застосування описаного методу.

В результаті тренування моделі для кожного дифманометра отримується сукупність моделей, що дозволяють розрахувати покази датчиків при різних вхідних даних. Закладається, що дані вагові коефіцієнти в даних моделях повинні періодично оновлюватись, таким чином враховуючи зміни в об’єкті.

Оскільки фінальною метою розрахунків гідравлічного стану є оцінка перепадів тиску та можливі протічки між основним об’ємом, кільцевим простором та оточуючим середовищем, а дифманометри встановлені лише усередині об’єкту та західній стороні НБК – необхідно застосувати алгоритм знаходження тисків всередині об’єкту. Схема даного алгоритму наведена на рисунку 2.7.

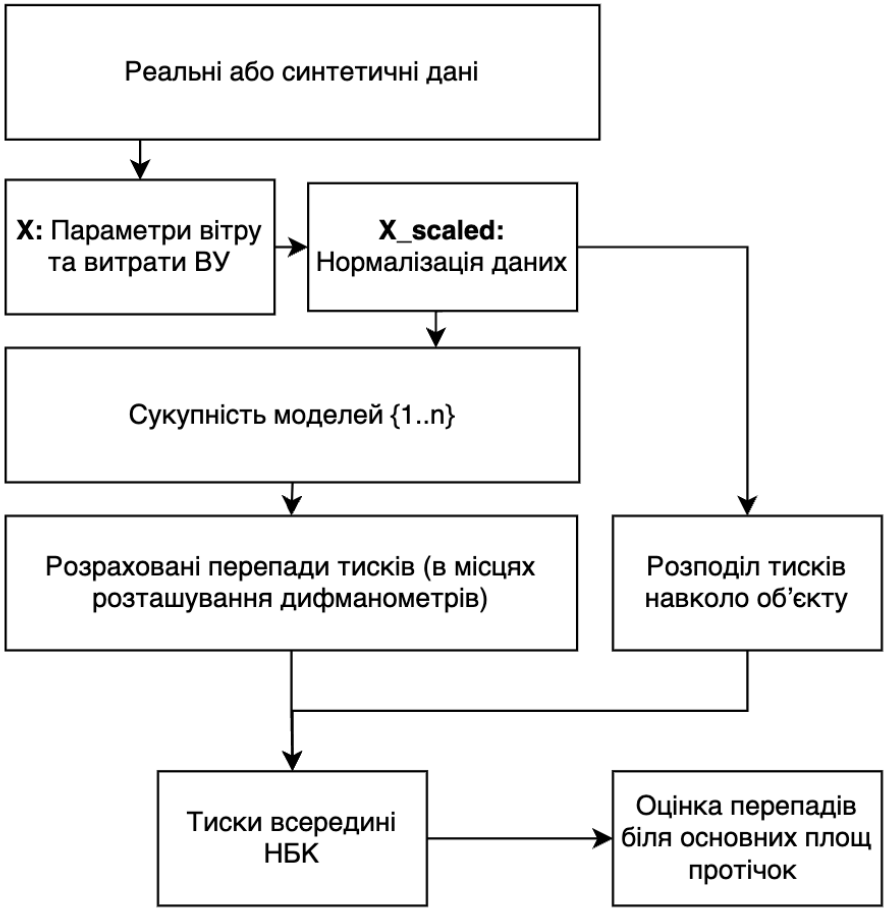


Рис. 2.7. Знаходження перепадів тисків в зонах неконтрольованих протічок

Наведений алгоритм знаходження перепадів тисків в зонах неконтрольованих протічок складається з таких етапів:

1. Знаючи або приймаючи певні параметри вітру та витрати ВУ, використовуючи карту тисків перераховуємо тиски навколо об’єкту (як в місцях розташування дифманометрів, так і середні значення по основним стінкам НБК) та за допомогою попередньо натренованих моделей знаходимо перепади тисків відповідних дифманометрів.

2. Знайшовши перепади дифманометрів, а також маючи розподіл тисків навколо НБК в місцях розташування дифманометрів знаходимо тиски в ОО та КП.

3. За допомогою відомих тисків в ОО та КП, а також відомих тисків навколо об’єкту обчислюємо перепади тисків по всіх зонах неконтрольованих протічок.

В описаному вище алгоритмі основною задачею для вирішення є знаходження тисків в ОО та КП. Рішення цієї задачі зводиться до знаходження рішення системи лінійних рівнянь, яка складається з окремих рівнянь для кожного дифманометра, і у випадку застосування 4 дифманометрів (1 для перепаду всередині НБК, та 3 для замірів перепаду між внутрішніми об’ємами та оточуючим середовищем) має вид:

$$\begin{cases} P_{кп} - P_{оо} = \Delta P_1 \\ P_{оо} - P_2 = \Delta P_2 \\ P_{оо} - P_3 = \Delta P_3 \\ P_{кп} - P_4 = \Delta P_4, \end{cases} \tag{2.10}$$

де $P_{кп}$, $P_{оо}$ – шукані тиски в КП та ОО;

ΔP_i– значення перепадів на дифманометрах, розраховані за допомогою навчених моделей;

P_2, P_3, P_4 – локальні тиски ззовні НБК в місцях розташування дифманометрів (знаходяться з карти тисків).

Зведемо дану систему до форми $A\vec{x} = \vec{b}$, де $\vec{x} = (P_{oo}, P_{кп})$:

$$\begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_{oo} \\ P_{кп} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta P_1 \\ \Delta P_2 + P_2 \\ \Delta P_3 + P_3 \\ \Delta P_4 + P_4 \end{pmatrix} \tag{2.11}$$

Як видно, наведена матриця є “надмірною” (ранг дорівнює 2) та містить потенційну невизначеність, яку видно інтуїтивно: якщо праві частини другого та третього рівняння не рівні, система не має точного розв'язку, оскільки це передбачало б два різні значення для P_{oo}, окрім цього четверте рівняння дозволяє визначити $P_{кп}$ напряму, але даний тиск також входить й в перше рівняння. У такому випадку необхідно шукати наближений розв'язок, який мінімізує сумарну похибку – одним з таким методів є метод найменших квадратів (який заходить розв’язок для проекції вектора в правій частині на лінійний простір матриці коефіцієнтів в лівій частині рівняння). Окрім використання методу найменших квадратів, можливе зведення системи до визначеної системи шляхом вибору найбільш доцільних датчиків.

Відповідно до описаної вище схеми, після розв’язку даної системи та знаходження тисків всередині НБК – кінцевим етапом є знаходження перепадів тисків в зонах неконтрольованих протічок. Розраховані перепади тисків дозволяють оцінити наявність чи відсутність викидів РА за межі НБК.

Недостатком описаного підходу, порівняно з використанням фізичної моделі, є складність інтерпретації параметрів моделей та необхідність великої кількості даних, необхідність використання площ протічок отриманих з інших

моделей або експериментів для розрахунку об’ємних викидів. При цьому застосування підходу з використанням машинного навчання виправдовується за рахунок підвищення точності прогнозування (особливо при збільшені кількості експлуатаційних даних, а також кількості дифманометрів, за допомогою яких розраховуються тиски всередині об’єкту). При наявності дифманометрів (на покази яких не впливає вітрова турбулентність) у всіх зонах можливих протічок, а не лише на західній стороні НБК – відпадає необхідність використання змодельованих розподілів тиску навколо об’єкту, відповідно зростає достовірність отриманих даних. В подальших міркуваннях для зручності сприйняття модель на основі рівнянь Бернуллі та збереження мас називатиметься фізичною моделлю, а підхід з використанням машинного навчання – ML (Machine Learning) модель.

2.4 Метод знаходження оптимальних параметрів роботи ВУ

Розглянемо витрати ВУ, які піддаються управлінню, з точки зору вибору оптимальних режимів роботи:

1) Нагнітання повітря в КП, здійснюється чотирма установками постійної потужності, тобто можливі стани витрати ВУ описуються рівнянням:

$$\mathrm{G}_{\text{кп}'}^{\text{ву}+} = \{0,0.25,0.5,0.75,1\} \cdot \mathrm{G}_{\text{кп}-\max}^{\text{ву}+}, \tag{2.12}$$

де $\mathrm{G}_{\text{кп}-\max}^{\text{ву}+}$– максимальна витрата ВУ при одночасній роботі всіх чотирьох установок.

2) Витяжка повітря з ОО здійснюється за допомогою п’яти ВУ кожна з яких має діапазон потужностей $g = (\mathrm{G}_{\text{оо}-max}^{\text{ву}-} - \mathrm{G}_{\text{оо}-max}^{\text{ву}-})$ відповідно можливе регулювання сумарної витрати в межах:

$$\mathrm{G}_{\text{оо}}^{\text{ву}-} = \{0,1,2,3,4,5\} \cdot \mathrm{g} \tag{2.13}$$

Окрім того, існують установки які нагнітають повітря та включаються лише під час проведення робіт в НБК. В межах дослідження приймається два можливих стани, які відповідають наявному режиму експлуатації: дані ВУ або повністю виключені, або всі працюють на максимальну потужність. До таких ВУ відносяться:

1. ВУ в мобільних шлюзах ОО, з максимальною витратою $\mathrm{G}_{\text{гараж}}$;

2. ВУ гаража технічного обслуговування (ГТО), з максимально витратою G_{garage}. Прийнято допущення, що витрата повітря, яке закачується в ГТО, розподіляється між ОО та КП пропорційно до площ відповідних стінок (у відношенні 60% та 40%).

Таким чином сумарні витрати мають вид:

1. Нагнітання повітря в КП: $\mathrm{G}_{\text{кп}}^{\text{ву}+} = \mathrm{G}_{\text{кп}'}^{\text{ву}+} + \mathrm{c} \cdot \left(\mathrm{G}_{\text{гараж}} \cdot 0.4\right)$;

2. Витяжка повітря з ОО: $\mathrm{G}_{\text{оо}}^{\text{ву}-}$;

3. Нагнітання повітря в ОО: $\mathrm{G}_{\text{оо}}^{\text{ву}+} = \mathrm{c} \cdot \left(\mathrm{G}_{\text{шлюз}} + \mathrm{G}_{\text{гараж}} \cdot 0.6\right)$, де с =0, коли в НБК не виконуються роботи та c =1, коли виконуються.

Метою оптимізації роботи ВУ є знаходження таких витрат $\mathrm{G}_{\text{кп}}^{\text{ву}+}$ та $\mathrm{G}_{\text{оо}}^{\text{ву}-}$ при яких викиди РА з ОО до оточуючого середовища та КП зводилися до нуля, при цьому не відбувалось надлишкове використання електроенергії.

З цією метою необхідно визначити відповідну функцію втрат, мінімальне значення якої відповідатиме оптимальному режиму роботи. Дана функція має вид:

$$L\left(\overrightarrow{G_{ву}}\right) = t\sum_{i=1}^{3} G_{out}^{i} + (1-t)\sum_{j=1}^{2} G_{ву}^{j} \rightarrow min, \qquad (2.14)$$

де G_{out}^{i}– неконтрольовані перетоки з ОО через західний та східний зазори, а також через внутрішню протічку.

Негативне значення G_{out}^{i} відносно ОО в рівнянні балансу мас вказує на наявність викидів – відповідно потрібно збільшити потужності ВУ, позитивне значення G_{out}^{i} відповідає перевитратам електроенергії, і вказує на те що можливе зменшення витрат ВУ (відповідні значення приймаються рівними нулю – якщо перетоки йдуть ззовні до ОО). Перед подачею до рівняння (2.14) G_{out}^{i} обробляються таким чином, що позитивні значення зводяться до нуля, а для негативних показів береться абсолютне значення. Для забезпечення можливості задання компромісу між витратами РА та електроенергії – з певним ваговим коефіцієнтом вводиться другий доданок, що містить значення витрат ВУ ($G_{ву}^{j}$).

Окрім того, даний метод можна удосконалити, використавши замість витрат G_{out}^{i} перепади тисків ΔP в зонах відповідних протічок (даний підхід дозволяє оптимізувати витрати ВУ при невідомих площах протічок та наприклад, застосувати ML модель), тоді рівняння (2.14) прийме вид:

$$L\left(\overrightarrow{G_{ВУ}}\right) = t\sum_{i=1}^{3}\Delta P^{i} + (1-t)\sum_{j=1}^{2}G_{ВУ}^{j} \rightarrow min, \qquad (2.15)$$

Узагальнений метод знаходження оптимальних витрат ВУ при конкретних параметрах вітру (граничних умовах) показано на рисунку 2.7.

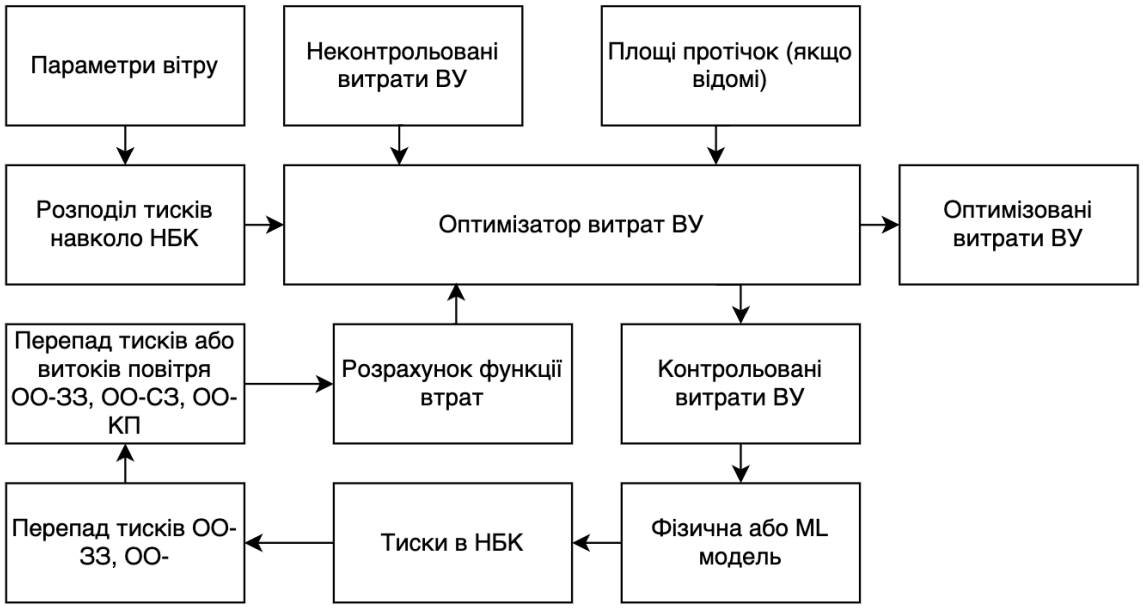


Рис. 2.8. Розрахунок оптимальних витрат ВУ

На вхід оптимізатора подаються тиски навколо НБК, витрати ВУ якими не можливе керування (наявність яких залежать лише від того чи проводяться роботи в НБК) та якщо відомо – оцінені чи розраховані площі неконтрольованих протічок. На першій ітерацій в фізичну чи ML модель подаються ініціалізовані витрати ВУ, знаходяться тиски всередині НБК та відповідні перепади тисків від основного об’єму до кільцевого простору та оточуючого середовища, якщо відомі площі протічок – розраховуються об’єми витоків повітря з РА. Отримані значення передаються в функцію втрат і в залежності від алгоритму оптимізації та

критерію зупинки розрахунок повторюється з новими витратами ВУ, або зупиняється. Вибір алгоритму оптимізації, аналогічно до оптимізації площ протічок в фізичній моделі, здійснюється експериментально.

Розглянемо максимальну кількість дискретних параметрів, комбінація яких визначає множину станів НБК, для яких виконується оптимізація, до таких параметрів відноситься:

1. Швидкість вітру на висоті 15 м, вимірюється в м/с;
2. Напрям вітру (вимірюється в градусах), всього 360 можливих значень;
3. Наявність або відсутність робіт в НБК, що впливає на об’єм нагнітання повітря в ОО та КП;
4. Кількість працюючих установок, що нагнітають в КП, яка може змінюватись від 0 до 4 (додатковий параметр, який вводиться для полегшення оптимізаційної задачі);

Отже, маючи відповідні моделі, які відповідають актуальному стану об’єкту, можливо отримати оптимальні витрати ВУ (що викачують повітря з НБК) для тисячі різних можливих станів, з подальшою інтерполяцією для проміжних значень. Альтернативним підходом є розрахунок оптимальних витрат ВУ в режимі реального часу, відповідно відпадає необхідність зберігання проміжних результатів та інтерполяції.

2.5 Метод використання метеорологічних даних для вибору оптимальних режимів вентиляційних установок

Параметри вітру, а саме швидкість та напрям, є визначальними для можливості розрахунків гідравлічного стану НБК, оскільки вони або переводяться в карту тисків навколо об’єкту, які застосовуються в фізичній моделі, або напряму подаються на вхід іншим чисельним моделям. Пропонується

розглянути два основних підходи прогнозування та використання параметрів вітру.

Першим підходом є статистичний підхід з поєднанні з методом Монте-Карло. Оскільки прогнозування вітру є складною задачею, особливо коли мова йде про прогнози на період що перевищує кілька днів, статистичний підхід є особливо корисним для інтегральної оцінки викидів [88]. Статистичні методи засновані на аналізі історичних даних, дозволяючи ідентифікувати тенденції, які можуть бути використані для прогнозування майбутніх умов. Одним з можливих статистичних підходів є застосування емпіричних ймовірнісних розподілів для прогнозування майбутніх значень [89]. Якщо для оцінки напряму вітру можна використовувати звичайну емпіричну функцію розподілу, то для аналізу швидкості вітру більш доцільно використовувати один із неперервних розподілів, таких як розподіл Вейбулла [90]. Цей розподіл ефективно моделює широкий спектр форм швидкостей вітру (рис. 2.9).

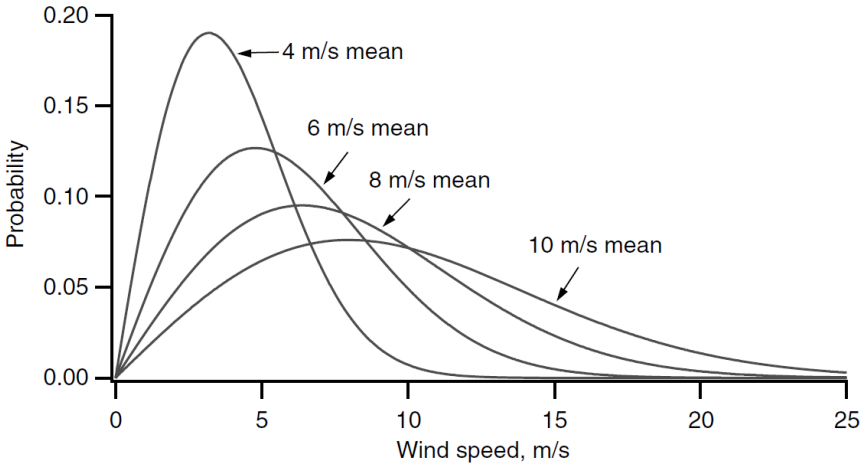


Рис. 2.9. Функція розподілу Вейбулла для швидкості вітру

Для знаходження параметрів функції Вейбулла на основі емпіричного розподілу, можна використовувати методи оцінки параметрів. Один з найбільш

поширених методів - це метод максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, MLE). Функція щільності розподілу Вейбулла задається рівнянням:

$$f(x; k, \lambda) = \frac{k}{\lambda}\left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-(x/\lambda)^k}, \tag{2.16}$$

де x - значення випадкової величини (швидкість вітру м/с);

k – параметр форми;

λ – параметр масштабу.

Щоб знайти параметри k та λ за допомогою MLE, виконуються такі кроки:

1. Формування функції ймовірності для вибірки даних $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, що визначається як добуток індивідуальних функцій щільності ймовірності для кожного спостереження:

$$L(k, \lambda) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i; k, \lambda), \tag{2.17}$$

2. Оскільки зручніше працювати з логарифмом ймовірності (добутки перетворюються на суму), виконується логарифмування:

$$\ln L\,(k, \lambda) = \sum_{i=1}^{n} \ln f\,(x_i; k, \lambda), \tag{2.18}$$

3. Параметри k та λ знаходяться шляхом максимізації (оскільки ми хочемо знайти такі параметри, які дають максимальну ймовірність), що зводиться до

задачі мінімізації оберненої функції. Оскільки аналітичне рішення зазвичай неможливе, використовуються чисельні методи для знаходження оптимальних значень k та λ. Це можна зробити за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення або бібліотек для статистичних обчислень.

В результаті отримується розподіл щільності ймовірності швидкості вітру $f_1(x)$ та напряму вітру (дискретний розподіл в межах 0-360, поділений на задану кількість інтервалів, наприклад 36) – $f_2(x)$, з яких вичислюються кумулятивні функції розподілу, що застосовуються для подальших симуляцій.

Наступним етапом є використання методу Монте-Карло, що дозволяє оцінити сумарні викиди РА при певному режиму роботи ВУ. Процес складається з таких етапів:

1. Задається режим роботи ВУ, або задаються попередньо розраховані оптимальні витрати ВУ для різних параметрів вітру;

2. Параметри вітру, такі як швидкість та напрям, симулюються за допомогою попередньо отриманих імовірнісних розподілів. Швидкість вітру v визначається вибіркою $f_1(x)$, а напрям вітру θ - вибіркою з $f_2(x)$. Для кожного інтервалу часу генерується пара (v_t, θ_t).

3. В кожен момент часу викиди РА розраховуються на основі симульованих параметрів вітру та режиму роботи ВУ: $E(t) = g(v_t, \theta_t, R)$.

4. Після проведення багаторазових симуляцій проводиться статистичний аналіз, що включає побудову гістограми викидів, розрахунок емпіричної функції розподілу, обчислення середніх значень, дисперсії, процентилів тощо.

Використання методу Монте-Карло дає можливість краще зрозуміти потенційні екстремальні сценарії, а також розробити ефективні стратегії для

зменшення ризиків викидів та покращити планування заходів безпеки при довгостроковому плануванні.

Для короткострокового контролю викидів та управління ВУ можливе застосування прогнозованих параметрів вітру, отриманих за допомогою аналізу часових рядів або моделей машинного навчання, а також користавування зовнішніми API (Application Programming Interface) для отримання актуальних метеорологічних даних. Це дозволяє швидко адаптуватися до змінних умов і оцінити сумарні викиди РА у короткостроковій перспективі, забезпечуючи можливість прийняття обґрунтованих рішень щодо безпеки та ефективного управління ризиками під час проведення робіт.

Оскільки прогнозування точних параметрів вітру є складною та об’ємною задачею, для забезпечення якої варто застосовувати поєднання як математичних так і фізичних підходів (наприклад розподілу тисків на місцевості), при цьому часто не дає задовільних результатів, запропоноване використання статистичного підходу повністю задовольняє функціональним вимогам до СППР щодо оцінки очікуваних сумарних викидів РА.

Висновки до розділу 2

1. Описана фізична модель гідравлічного стану Конфайнменту на основі формули Бернуллі та рівняння збереження мас дозволяє визначити перепади тисків та наявність викидів РА за межі НБК. При цьому точність розрахунків забезпечуються за допомогою інтеграції результатів комп’ютерного CFD моделювання обдування НБК.

2. Описаний метод знаходження площ неконтрольованих протічок дозволяє знаходити та періодично оновлювати відповідні площі, які використовуються для розрахунку об’ємних викидів РА.

3. Розроблений підхід з використанням машинного навчання для оцінки гідравлічного стану Конфайнменту дозволить покращити точність прогнозування тисків всередині НБК та витоків РА.

4. Описано метод знаходження оптимальних параметрів роботи вентиляційних установок з використанням моделей машинного навчання для забезпечення мінімізації викидів РА, з одночасною оптимізацією витрат електроенергії.

5. Описаний метод використання метеорологічних даних для аналізу та вибору оптимальних режимів вентиляційних установок, зокрема показано, що застосування статистичних методів та Монте-Карло симуляцій дозволяє розрахувати розподіл очікуваного рівня викидів в залежності від режиму роботи ВУ.

РОЗДІЛ 3
РОЗРОБЛЕННЯ ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЙНИМИ УСТАНОВКАМИ

Реалізація описаних моделей та методів має на меті не лише теоретичне дослідження гідравлічного стану, а й можливість подальшого практичного застосування за рахунок розробки СППР, котру можна використати на під час експлуатації НБК для управління ВУ, мінімізації ризиків та кращого планування проведення робіт по перетворенню об’єкту на екологічно безпечну систему [91, 92]. З метою ефективного розроблення відповідного програмного забезпечення, необхідно чітко сформулювати вимоги, які можна поділити на функціональні та нефункціональні, розробити відповідну архітектуру ПЗ та обрати оптимальні засоби розробки.

3.1 Формування вимог та діаграми прецедентів

Як показує практика, допущення помилок при формуванні вимог до програмного забезпеченню є однією з основних причин, що приводять до провалу реалізації проєкту [93], відповідно, для мінімізації ризиків критично важливим є ретельний аналіз, а також формалізація вимог у вигляді специфікації. Вимога до продукту визначає експлуатаційні, функціональні, конструктивні характеристики або обмеження, які є однозначними, такими, що піддаються перевірці, і необхідні для прийнятності продукту (користувачами або внутрішніми інструкціями щодо забезпечення якості) [94].

Визначимо основні ролі користувачів, що взаємодіють з ПЗ для оцінки гідравлічного стану та управління ВУ. До таких ролей відносяться: розробник, який також є адміністратором, тобто відповідає за впровадження та підтримку;

інженер, яким може бути будь-який персонал причетний до приймання рішень щодо управління вентиляційними установками. Розглянемо більш детально перелік посадових осіб ДСП «ЧОРНОБИЛЬСЬКА АЕС» (Додаток В), які причетні до вибору режимів функціонування НБК:

1. Заступник технічного директора (з інфраструктури), відповідає за цех експлуатації Об’єкта «Укриття» та Нового Безпечного Конфайнменту, електричний цех та цех теплової автоматики та вимірювань. Отримавши інформацію про стан роботи ВУ, поточний гідравлічний стан НБК та вплив метеорологічних умов, що оброблені в СППР – може обґрунтовано прийняти рішення про зменшення/збільшення потужності ВУ. Варто зазначити, що аналогічні рішення можуть бути прийняті начальником зміни АЕС.

2. Заступник технічного директора (з безпеки) керує цехом радіаційної безпеки та відділом інформаційних технологій. Аналізує інформацію від дозиметричних приладів і системи для забезпечення радіаційної безпеки та у випадку перевищення радіаційних норм – може надати прийняти рішення щодо необхідності управління ВУ.

3. Начальник відділу аварійної готовності та реагування, забезпечується інформацією про небезпечну гідрометеорологічну обстановку, вплив вітру, вітрове та теплове навантаження на НБК та можливі аварійні ситуації. Користування розробленим комплексом програмних засобів дозволяє начальнику відділу отримувати інформацію і передбачати аварійну готовність.

Окрім варіантів використання, важливо розглянути як основні, так і вторинні функції які забезпечуються за рахунок оптимального управління ВУ та аналізу гідравлічного стану об’єкту, оскільки вони матимуть вплив на подальшу еволюцію ПЗ:

1. Обмеження забруднення території РА таким чином, щоб потік повітря завжди був спрямований із зон потенційно низького забруднення до зон

потенційно високого забруднення, а також підтримка рівня викидів в атмосферу в межах, визначених відповідними нормами та вимогами, встановленими нормативними документами;

2. Підтримка оптимальних умов середовища для персоналу та роботи технологічного обладнання, а також забезпечення відповідності рівня вологості проектним межам, для запобігання конденсації всередині кільцевого простору;

3. Запобігання утворенню легкозаймистих та вибухонебезпечних парів, газів та пилових сумішей, розповсюдженню диму та продуктів горіння у випадку виникнення пожежі.

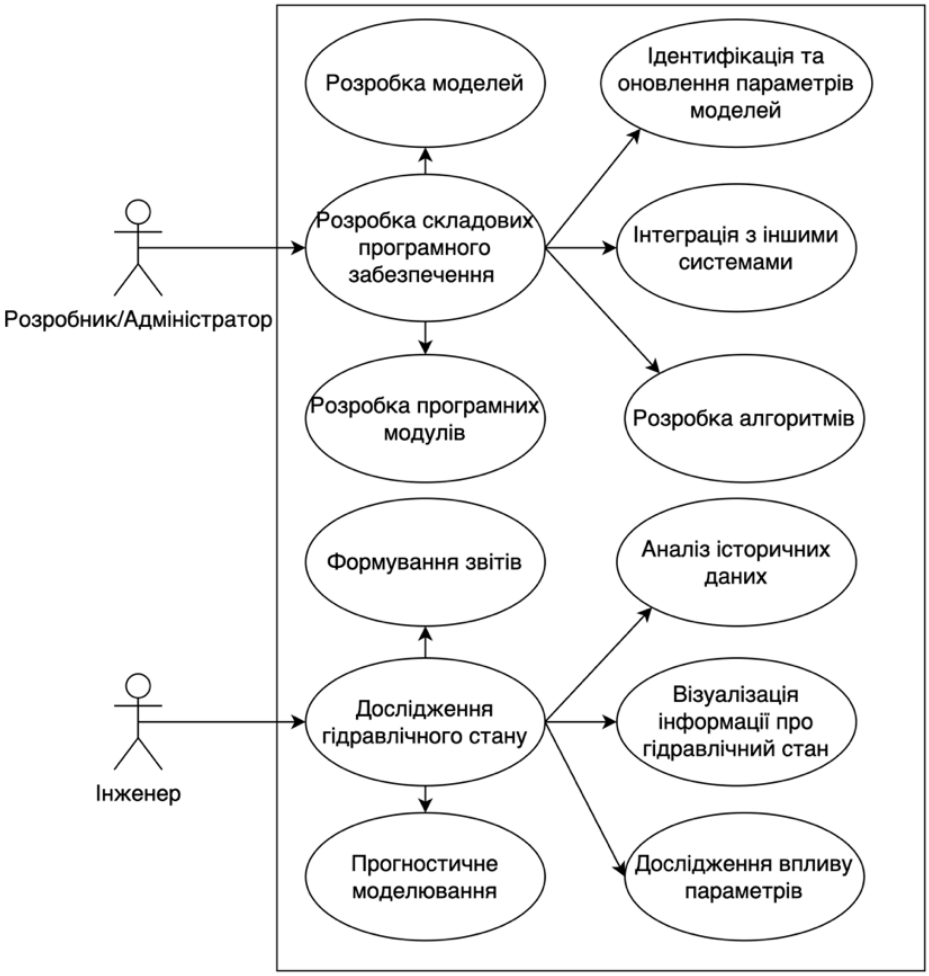


Рис. 3.1. Діаграма варіантів використання програмного забезпечення оцінки гідравлічного стану

Основні варіанти використання ПЗ показано у вигляді UML діаграми прецедентів (рисунок 3.1). Виходячи з варіантів використання програмного забезпечення, а також з особливостей технічного середовища, сформульовано функціональні вимоги (ФВ) до СППР для оптимального управління ВУ, які представлено у вигляді таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Функціональні вимоги до системи підтримки прийняття рішень для оптимального управління вентиляційними установками

Код вимоги	Вимога
ФВ1	Забезпечення доступу до показів датчиків та витрати ВУ
ФВ2	Забезпечення доступу до актуальних метереологічних даних
ФВ3	Забезпечення інформацією про площ неконтрольованих протічок, а також об’ємів протічок
ФВ4	Забезпечення інформацією щодо оптимальних витрат ВУ
ФВ5	Забезпечення доступу до збережених історичних даних та можливість їх аналізу
ФВ6	Забезпечення можливості прогнозного моделювання викидів РА
ФВ7	Забезпечення можливості дослідження впливу параметрів (площі протічок, швидкості та напряму вітру) та витрат ВУ на об’єм неконтрольованих протічок

Передбачається подальше розширення функціональних можливостей СППР згідно концепції цифрових двійників [95-97]. Нефункціональні вимоги (НФВ), які рекомендовано врахувати при розробці ПЗ даного типу, наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Нефункціональні вимоги до системи підтримки прийняття рішень для оптимального управління вентиляційними установками

Код вимоги	Вимога та її опис
НФВ1	Надійність: ПЗ повинно функціонувати безвідмовно, забезпечуючи точність та консистентність даних протягом тривалого періоду часу
НФВ2	Зручність користування: інтерфейс користувача повинен бути інтуїтивно зрозумілим та зручним, забезпечуючи легкий доступ до ключових функцій та інформації
НФВ3	Сумісність та інтеграція: при розробці ПЗ потрібно передбачити сумісність з іншими системами та інструментами, які використовуються на НБК, забезпечуючи можливість легкої інтеграції
НФВ4	Продуктивність: швидка обробка даних та відгук (особливо важливо при позаштатних ситуаціях)

3.2 Архітектура системи підтримки прийняття рішень

Виходячи з функціональних та нефункціональних вимог прийнято відповідні рішення щодо вибору відповідної архітектури СППР. Схема розробленої архітектури СППР показана на рисунку 3.2.

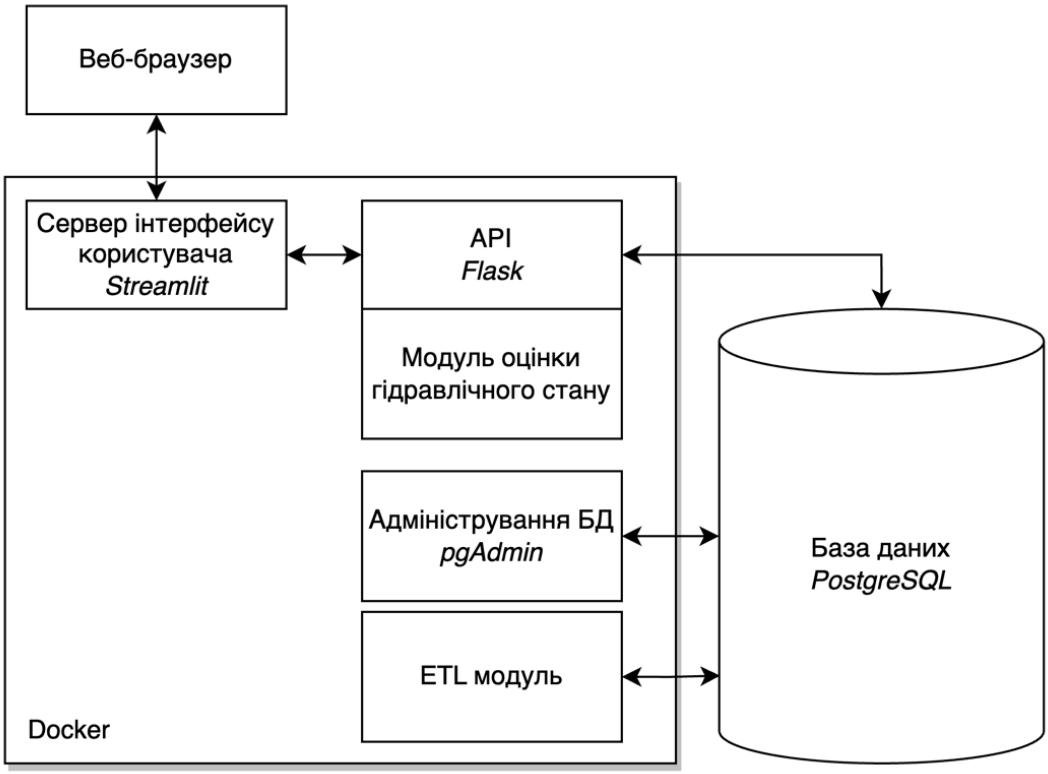


Рис. 3.2. Архітектура СППР

Вибір архітектури заснований на модульному підході [98], що сприяє адаптивності та легкості оновлення компонентів системи, а також полегшує інтеграцію нових модулів для вирішення нових задач під час експлуатації НБК [99-101]. Обраний підхід спрямований на задоволення нефункціональних вимог щодо НФВ1-НФВ4, забезпечуючи високу адаптивність та легкість оновлення системи відповідно до змінних потреб експлуатації НБК. Зміна в потребах

експлуатації, а відповідно й у вимогах випливає з великого терміну експлуатації НБК (складає 100 років), а також об’єму запланованих робіт.

Завдяки використанню ETL (Extract, Transform, Load) модуля забезпечується зв’язок СППР з БД ІСУ НБК та іншими зовнішніми джерелами даних (НФВ3). При цьому використовується реляційна БД, що дозволяє легко встановлювати зв'язки між даними за допомогою зовнішніх ключів, що сприяє забезпеченню цілісності даних та уникненню дублювання інформації [102] (НФВ1). Крім того, реляційні БД надають можливість використовувати складні SQL-запити для ефективного виконання різноманітних аналітичних операцій над даними (ФВ1, ФВ2, ФВ5).

Модуль адміністрування бази даних забезпечує високий рівень надійності та доступності даних (НФВ1) через процедури бекапу, відновлення та очищення даних, що є критично важливим для неперервної та безпечної роботи системи.

Застосування Docker контейнерів для розгортання системи вирішує вимогу сумісності та інтеграції (НФВ3), дозволяючи легко переміщати систему між різними середовищами, забезпечуючи стабільну та надійну роботу [103].

Основною перевагою використання REST API в є забезпечення уніфікованого та безпечного доступу до модуля оцінки гідравлічного стану та бази даних (НФВ1). Це спрощує архітектуру системи, зменшує ризики безпеки та підвищує гнучкість розробки та масштабування ПЗ.

Розроблений API використовує спеціально написаний модуль оцінки гідравлічного стану НБК, який забезпечує аналіз гідравлічних умов всередині Конфайнменту. Цей модуль включає алгоритми для обчислення параметрів, таких як площі протічок, перепади тиску та об’єми враховуючи різні сценарії роботи вентиляційних систем, дозволяє знайти оптимальні витрати ВУ (ФВ3-ФВ7). Дані, отримані з цього модуля, за допомогою API можуть бути легко інтегровані з іншими системами (НФВ4), що сприяє комплексному аналізу стану безпеки НБК.

3.3 Модуль оцінки гідравлічного стану Конфайнменту

Модуль оцінки гідравлічного стану НБК та знаходження оптимальних витрат ВУ реалізований на основі розробленого пакету, структура якого показана на рисунку 3.3. Його основними складовими є:

1. Підпакет моделей, що складається з фізичної моделі Конфайнмента, яка представлена відповідним класом, в який вносяться площі протічок. Фізична модель містить метод простих ітерацій для знаходження тисків всередині НБК, а також можливість запуску розрахунків для виборки даних. Також до цього підпакету включено ML моделі, які використовуються для навчання на історичних показах дифманометрів.

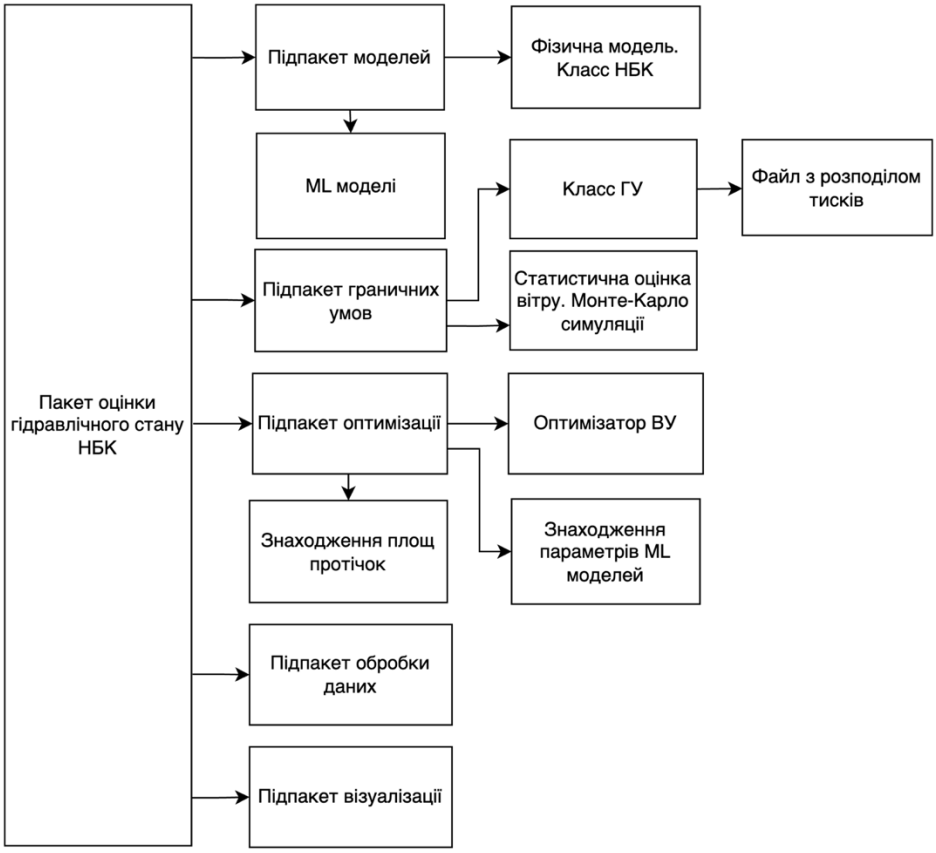


Рис. 3.3 Структура пакету оцінки гідравлічного стану НБК

2. Підпакет граничних умов містить клас, який дозволяє автоматизувати знаходження тисків навколо об’єкту, використовуючи результати роботи стороннього ПЗ. Важливим елементом цього підмодулю є клас для статистичної оцінки параметрів вітру, а також можливість проведення Монте-Карло симуляцій.

3. Підпакет оптимізації включає “оптимізатори”, які використовуються в даному модулі, а саме: функція для знаходження оптимальних витрат ВУ, алгоритми для знаходження площ неконтрольованих протічок та знаходження оптимальних вагових коефіцієнтів для ML моделей.

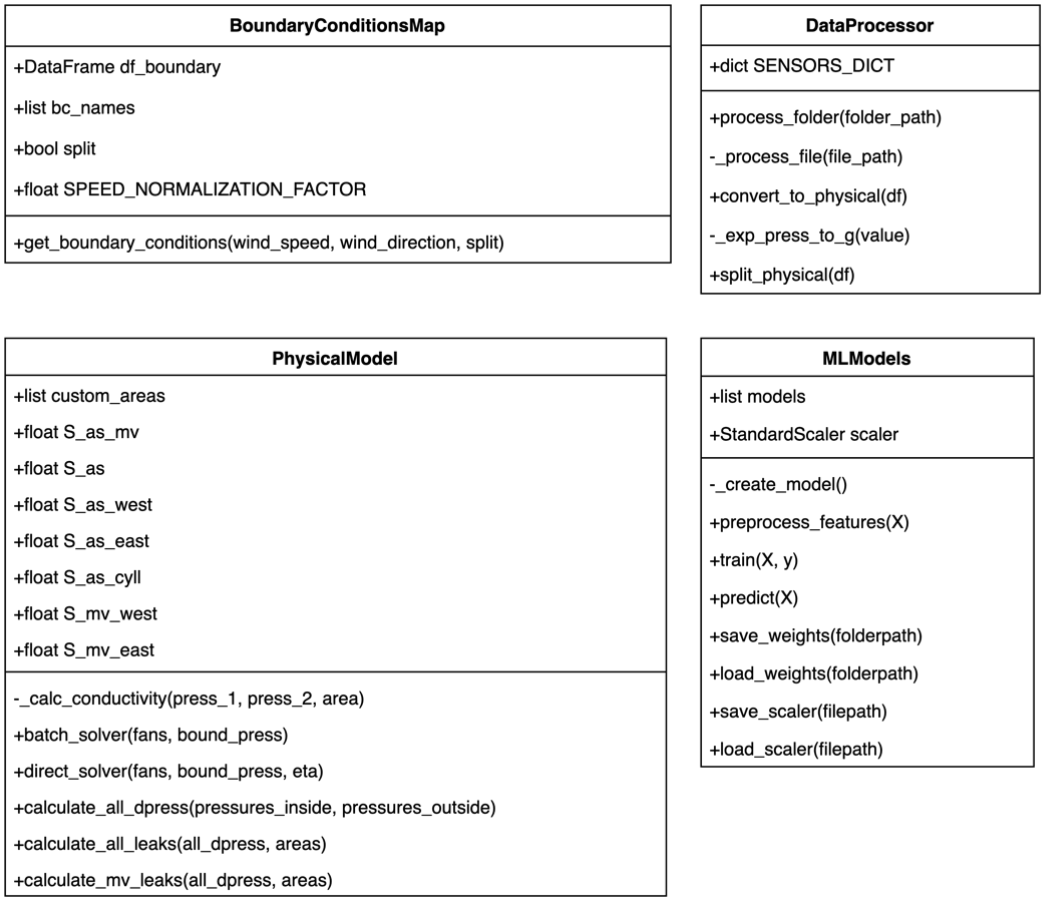


Рис. 3.4 Діаграма класів, що використовуються для обробки даних та знаходження тисків всередині НБК

4. Підпакет обробки даних відповідає за збір, очищення, інтеграцію та підготовку експлуатаційних даних з НБК для подальшого аналізу та подачі на вхід моделей.

5. Підпакет візуалізації пропонує інструменти для графічного представлення даних, результатів моделювання та аналітичних звітів, що полегшує інтерпретацію результатів та прийняття рішень.

Основні класи пакету з відповідними атрибутами та методами показано на рисунках 3.4 та 3.5.

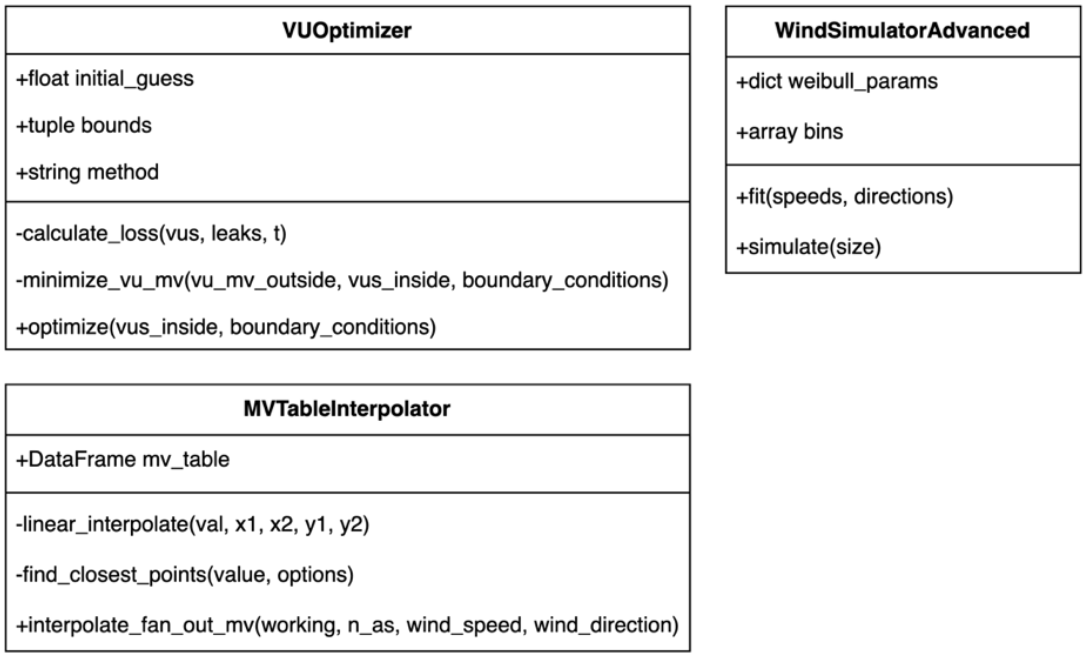


Рис. 3.5 Діаграма класів, що використовуються для розрахунку оптимальної витрати ВУ, її інтерполяції, статистичного моделювання метереологічних даних

3.4 Модель бази даних

У рамках проектування СППР було розроблено спеціалізовану базу даних з використанням PostgreSQL. Ця база даних спрямована на оптимізацію зберігання та обробки даних, які критично важливі для оцінки гідравлічного стану Нового Безпечного Конфайнменту (НБК). Серед основних компонентів бази даних можна виділити:

1. Таблиця основних експлуатаційних даних НБК: включає важливі параметри, такі як швидкість і напрямок вітру, витрати вентиляційних установок, показники диференціальних манометрів. Ця таблиця формує основу для оперативного аналізу умов експлуатації.

2. Таблиця додаткових експлуатаційних даних НБК: схожа за структурою до першої таблиці, але включає додаткові поля та забезпечує більшу дискретність даних. Використовується для детального аналізу метеорологічних умов.

3. Таблиця для розрахунку граничних умов: містить дані про розподіл тисків навколо НБК при різних напрямках вітру (отримані зі стороннього ПЗ).

4. Таблиця перерахованих граничних умов: містить дані про тиски навколо НБК в конкретні моменти часу.

5. Таблиця внутрішніх тисків НБК: зберігає розрахунки тисків всередині НБК, зроблені за допомогою розроблених моделей.

6. Таблиця історичних даних про площі протічок: фіксує історичні дані про розміри протічок у НБК, що є важливим для майбутнього відслідковування змін.

7. Таблиця оптимальних витрат ВУ: містить знайдені оптимальні витрати для всіх можливих граничних умов та використовується для знаходження витрат ВУ в конкретний момент, або для прогнозних симуляцій.

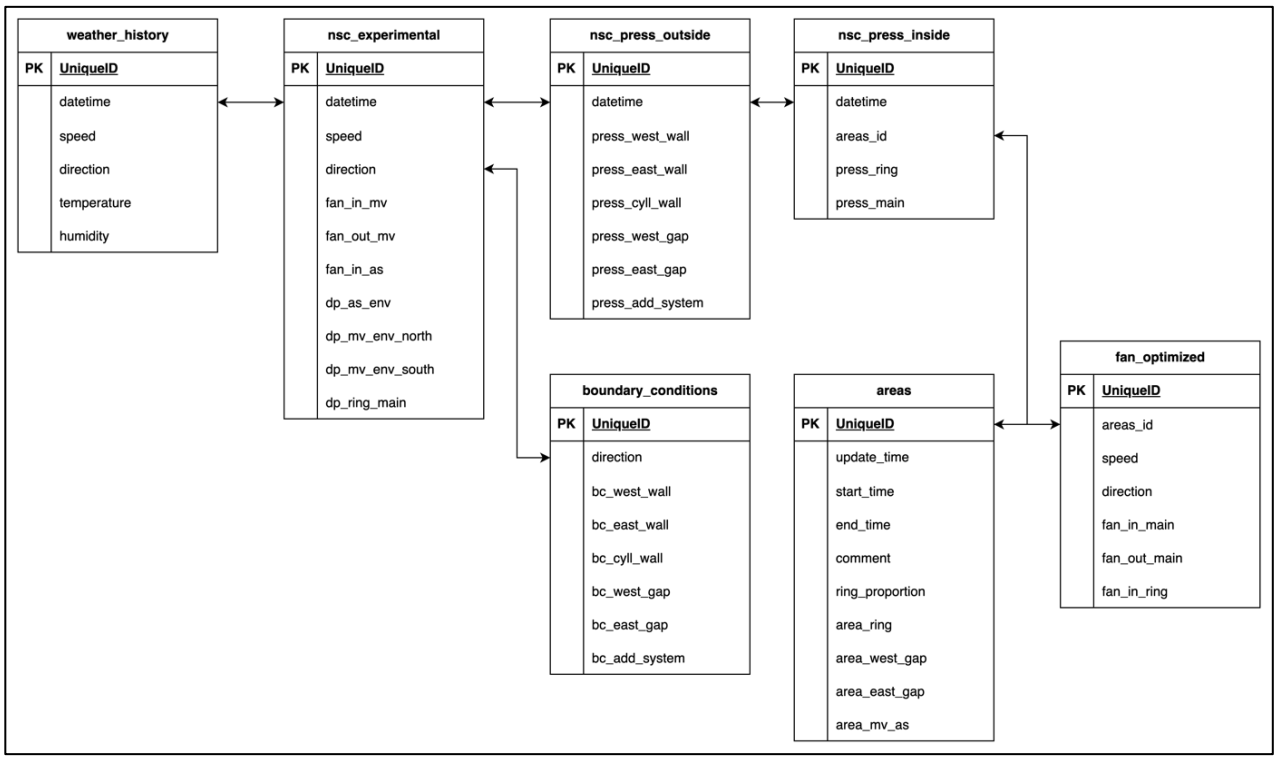


Рис. 3.6 Модель бази даних

Для забезпечення цілісності та консистентності даних, фізична модель бази даних була розроблена на основі реляційної моделі. Кожна таблиця містить первинний ключ, що заповнюється автоматично, для забезпечення унікальності та зв'язності записів. Використання PostgreSQL для бази даних НБК забезпечує високу надійність та стабільність, важливі для безпеки критичних об'єктів. Ця система пропонує розширені можливості обробки великих обсягів даних, гнучкість у налаштуваннях та масштабуванні, а також забезпечує високий рівень безпеки даних. Підтримка транзакцій та цілісності даних, разом із можливістю інтеграції різноманітних плагінів, робить PostgreSQL особливо підходящою для управління та моніторингу систем, пов'язаних з НБК.

3.5 Засоби розроблення та опис реалізації

В якості основного середовища розроблення було вибрано Visual Studio Code, який надає широкий спектр можливостей для кодування та відладки, а також інтеграцію з різноманітними розширеннями та інструментами. Розроблення системи було здійснено з використанням Python версії 3.8, яка є однією з найновіших та стабільних версій цієї широко застосовуваної мови програмування, що сприяє підвищенню продуктивності розробки та надійності програмного забезпечення. Для попереднього аналізу даних та навчання моделей використовувався Jupyter Notebook, який забезпечує гнучке та інтерактивне середовище для обробки та візуалізації даних.

Для створення та налаштування бази даних використовується вже згадана PostgreSQL, а для адміністрування та візуалізації структури бази даних використовувався pgAdmin, графічний інструмент управління та розробки для PostgreSQL, який дозволяє зручно управляти таблицями, схемами, процедурами та іншими об'єктами бази даних.

Для реалізації більшості методів та моделей було створено спеціалізований Python пакет, описаний у попередньому розділі. Основною перевагою використання Python у цьому контексті є велика різноманітність вже наявних рішень та написаних бібліотек, які відіграють ключову роль у спрощенні та прискоренні процесу розробки.

Розглянемо більш детально основні бібліотеки Python, які використовуються при розробці пакету оцінки гідравлічного стану:

1. Numpy є високоефективною бібліотекою для наукових обчислень у Python, забезпечуючи значну швидкість завдяки своїй реалізації на мові C, яка дозволяє безпосереднє перетворення коду у машинний, забезпечуючи оптимізацію на низькому рівні та ефективне використання ресурсів апаратного

забезпечення. Векторизація дозволяє Numpy виконувати операції над цілими масивами даних без циклів, підвищуючи продуктивність, а ефективне управління пам'яттю та суцільні блоки пам'яті сприяють швидкому доступу та обробці даних.

2. Pandas – бібліотека для обробки та аналізу даних, що забезпечується гнучкими структурами даних, такими як DataFrame та Series, що підходять для роботи з реляційними або індексованими даними. Pandas дозволяє легко імпортувати та експортувати дані з різних джерел, таких як CSV, SQL-бази даних та Excel, а також ефективними функціями для обробки великих наборів даних, включаючи групування, фільтрацію, та перетворення даних.

3. Matplotlib представляє собою комплексну бібліотеку для візуалізації даних у Python, яка вважається де-факто стандартом у цій галузі. Ця бібліотека забезпечує широкий спектр інструментів для створення різноманітних візуалізацій, від базових графіків та діаграм до складних анімацій та інтерактивних візуалізацій;

4. Scipy розширює функціональність Numpy, за рахунок модулів для оптимізації, лінійної алгебри, чисельного інтегрування, інтерполяції, спеціальних математичних функцій, а також для обробки сигналів та зображень;

5. Scikit-learn надає велику кількість алгоритмів, які підходять для широкого спектру задач у галузі машинного навчання, включаючи як “контрольоване”, так і “неконтрольоване” навчання; пропонує ефективні рішення для класифікації, регресії, кластеризації та зниження розмірності, забезпечуючи тим самим гнучкість у роботі з різними типами даних та задачами;

6. TensorFlow є відкритою бібліотекою машинного навчання, розробленою командою Google Brain, що забезпечує потужні інструменти для створення та тренування моделей глибокого навчання. Основною особливістю TensorFlow є його гнучка архітектура, яка дозволяє легко розгортати обчислення на різних пристроях, від персональних комп'ютерів до серверів та мобільних пристроїв.

Розроблення API здійснюється за допомогою Python бібліотеки Flask з використанням Celery для забезпечення асинхронності. Згідно основних сценаріїв використання СППР, можна виділити такі основні кінцеві точки:

1. “*/hydraulic_state*” для демонстрації актуального гідравлічного стану, може обробляти запити для отримання даних про перепади тисків, неконтрольованих протічках з РА, а також рекомендацій щодо оптимальної витрати ВУ.

2. “*/history*” для аналізу історичних даних, надає доступ до історичних даних, таких як покази датчиків, метеорологічні дані, витрати ВУ, витоки РА тощо.

3. “*/monte_carlo_simulation*” для прогнозного моделювання з використанням методу Монте-Карло (використовується для оцінки очікуваних викидів при різних режимах роботи ВУ).

4. “*/params_influence*” для розрахунків впливу параметрів об’єкту на об’єм викидів РА.

Для створення інтерфейсу користувача використовується Python пакет Streamlit, який забезпечує ефективну інтеграцію з іншими бібліотеками, такими як Pandas, NumPy, Matplotlib, що робить його інструментом вибору для аналізу даних та візуалізації.

Приклад взаємодії користувача з інтерфейсом Streamlit, а саме з екраном для відображення гідравлічного стану НБК, а також отримання цих даних в БД показано у вигляді діаграм послідовностей на рисунках 3.7 та 3.8.

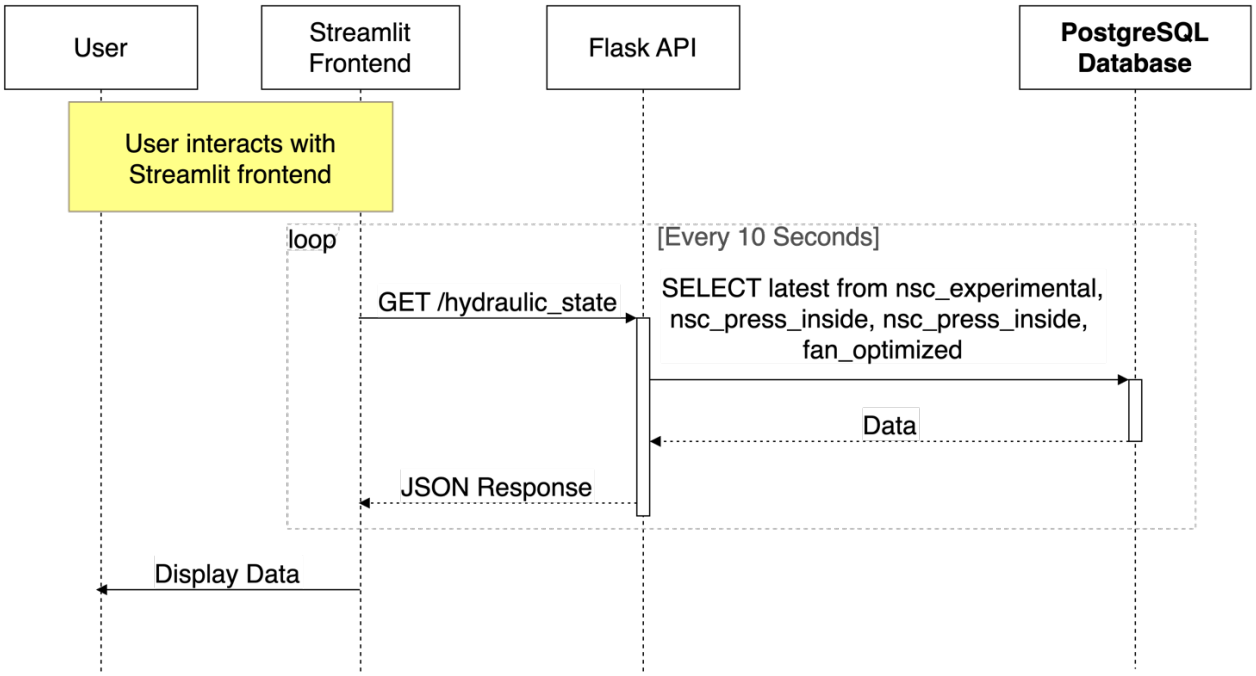


Рис. 3.7 Діаграма послідовності відображення гідравлічного стану НБК (взаємодія користувача з інтерфейсом)

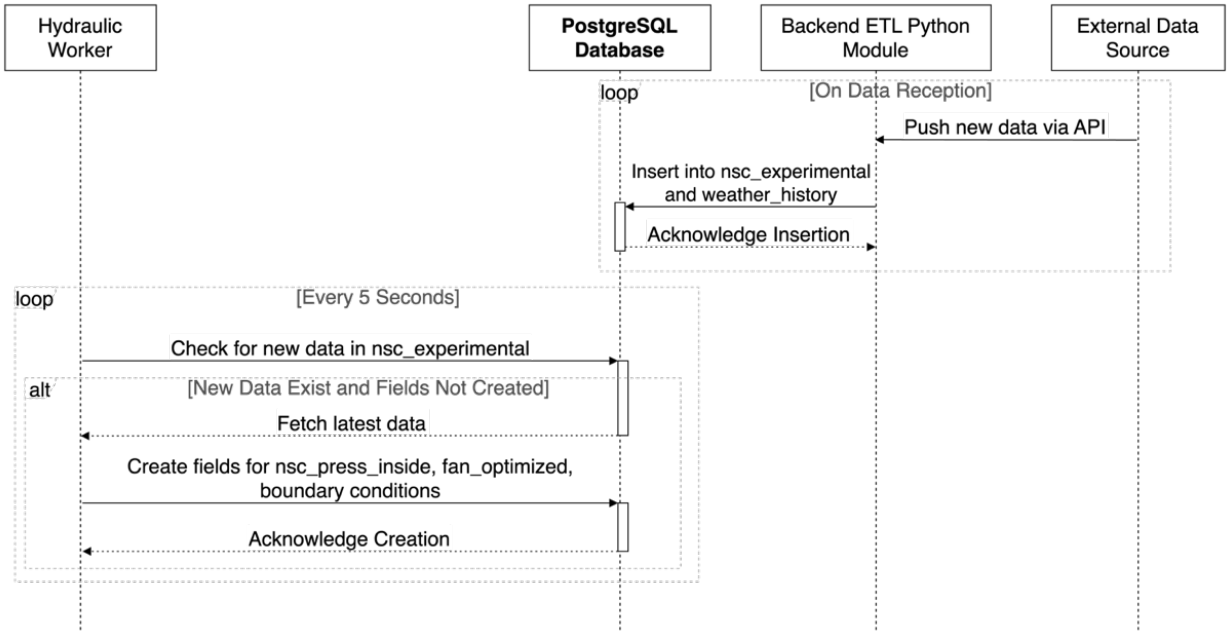


Рис. 3.8 Діаграма послідовності відображення гідравлічного стану НБК (отримання та обробка експлуатаційних даних)

Додатково, на рисунку 3.9 показано спрощену діаграма потоку даних в межах процесу “Hydraulic Worker”, що відповідає за розрахунок граничних умов, тисків всередині НБК, а також оптимальної витрати ВУ.

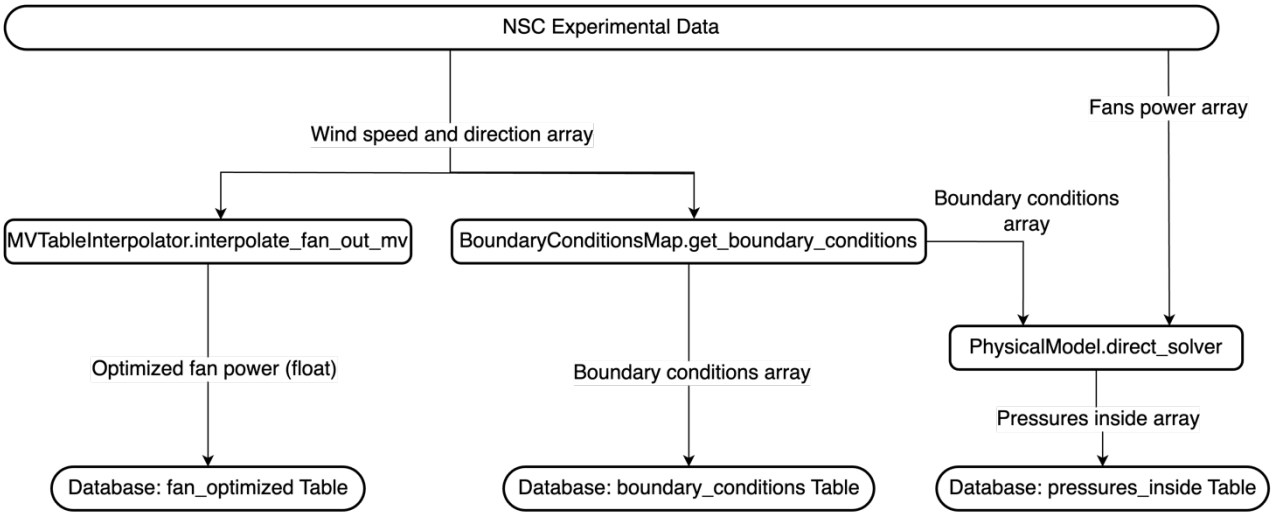


Рис. 3.9 Діаграма потоку даних в межах процесу “Hydraulic Worker”

Висновки до розділу 3

1. Сформульовані вимоги дозволили чітко визначити ключові аспекти та напрямки розробки СППР, забезпечуючи необхідний баланс між функціональністю та простотою використання. Це сприяло створенню програмного забезпечення, яке відповідає специфічним потребам користувачів, а також забезпечує ефективне управління вентиляційними установками з урахуванням всіх необхідних параметрів безпеки та оптимізації процесів.

3. Розроблена архітектура СППР, заснована на модульному підході, демонструє гнучкість та адаптивність до змінних умов, спрощуючи інтеграцію нових модулів і забезпечуючи стабільну роботу системи.

4. Основним елементом запропонованої архітектури СППР є модуль оцінки гідравлічного стану Конфайнменту, який містить відповідні моделі та алгоритмічно-програмні методи для аналізу гідравлічного стану НБК, площ протічок, впливу параметрів та розрахунку оптимальних витрат ВУ.

5. Використання сучасних інструментів розробки, таких як Python, Flask, Docker, а також розроблена спеціалізована база даних з використанням PostgreSQL яка ефективно оптимізує зберігання та обробку даних, сприяє підвищенню надійності, безпеки та продуктивності СППР.

РОЗДІЛ 4
РЕАЛІЗАЦІЯ МОДУЛЯ ОЦІНКИ ГІДРАВЛІЧНОГО СТАНУ КОНФАЙНМЕНТУ

Для розроблення відповідної СППР реалізуємо та перевіримо моделі та методи як складові модуля оцінки гідравлічного стану НБК.. Даний розділ присвячений розробці та впровадженні модуля оцінки гідравлічного стану НБК як невід'ємної частини СППР. Для цього варто провести ґрунтовний аналіз експлуатаційних даних НБК, розробити та апробувати описані в розділі 2 моделі, що базуються як на фізичних принципах, так і на підходах з використанням машинного навчання. Необхідно приділити увагу перевірці точності та обмеженнях цих моделей, а також оцінити потенціал їх використання у реальних умовах.

4.1 Аналіз експлуатаційних даних НБК

В системі диспетчерського управління та зібрання даних SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) містяться сотні показів датчиків, не всі з яких важливі в рамках даного дослідження. Перелік датчиків, які застосовуються для аналізу та прогнозування гідравлічного стану об’єкту наведено в таблиці 4.1 (містить параметри вітру та датчики витрат ВУ) та 4.2 (покази дифманометрів).

Таблиця 4.1

Перелік датчиків SCADA (параметри вітру та витрати ВУ)

№	Назва датчика в SCADA	Фізичний зміст
1	ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_026.IN.XI.C1.AVG_WT0	Швидкість вітру на висоті 15м, м/с
2	ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_024.IN.XI.C1.AVG_WT0	Напрям вітру на висоті 15м, град
3	ICS:ICS_ARH_AS_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витрата ВУ КП+, $м^3$/год
4	ICS:ICS_TEC_MV_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витрата ВУ ОО-, $м^3$/год]
5	ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витрата ВУ AHU017 ГТО, $м^3$/год
6	ICS:HVAC_TEC_123_FIT_012.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витрата ВУ AHU012, $м^3$/год
7	ICS:HVAC_FSAL_103_FIT_1501.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витрата ВУ AHU015, $м^3$/год

Таблиця 4.2

Перелік датчиків SCADA (диференційні манометри)

№	Назва датчика в SCADA	Фізичний зміст
1	ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_031.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад тиску по ВУ етажерки (1); для визначення притоків в ОО
2	ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_032.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад тиску по ВУ етажерки (2); для визначення притоків в ОО
3	RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_010.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад КП-ОС
4	RMS:RMS_FSAL_101_UIT_008P.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад ОО-ОС, західна стінка, північ
5	RMS:RMS_TEC_MV_UIT_009P.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад ОО-ОС, західна стінка, південь
6	RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_011.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад КП-ОО
7	ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_052.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад КП-Шлюз 8
8	ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_053.IN.XI.C1.AVG_WT0	Перепад Шлюз 8-ОО

В межах дослідження використовується 2 вибірки даних з кроком 5 хвилин між замірами, а саме експлуатаційні дані за такі періоди:

1. З 24 листопада по 1 грудня 2021 року (всього 2017 замірів, вибірка №1);

2. З 1 травня по 1 липня 2022 року (17570 замірів, вибірка №2). Оскільки для даної вибірки було помічено, що на певних інтервалах датчик швидкості вітру показує невірні значення (рисунок 4.1) – вибірка зменшилась розміру до 9370.

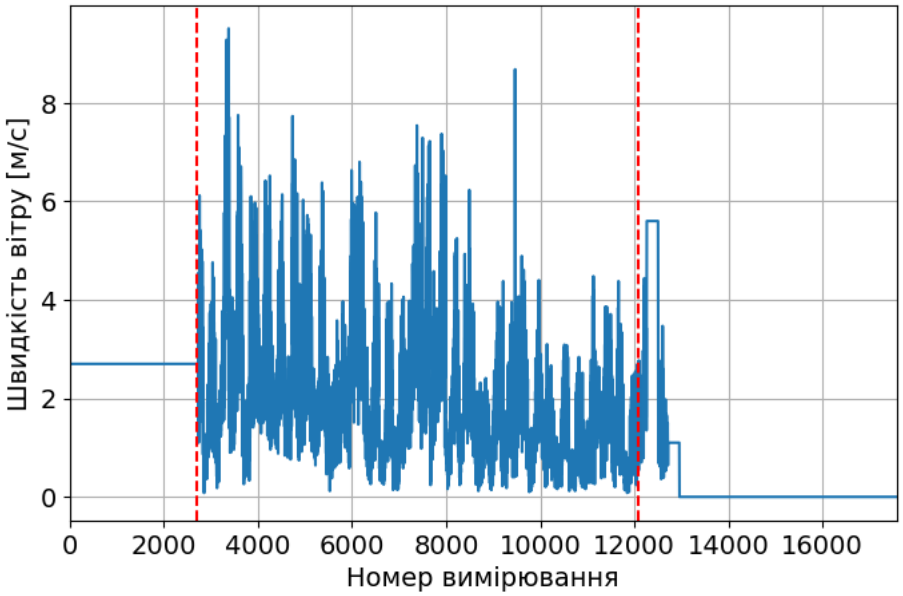


Рис. 4.1. Покази датчика швидкості вітру на висоті 15 м/с (вибірка №2)

Перевіримо кореляцію різних дифманометрів між собою – для цього покажемо для кожної з вибірок кореляції Пірсона (рисунок 4.2) та Спірмена (рисунок 4.3). Перепади тисків для ВУ етажерки не зображено, оскільки їх значення дорівнюють нулю протягом всіх замірів.

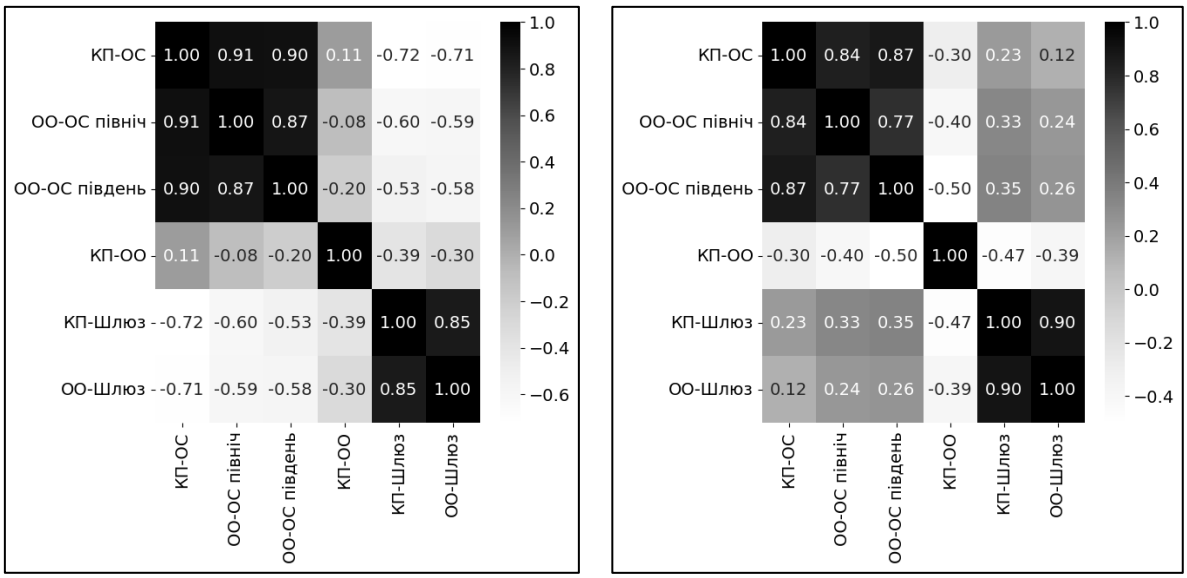


Рис. 4.2. Кореляція Пірсона між різними дифманометра: вибірка №1 зліва та вибірка №2 справа

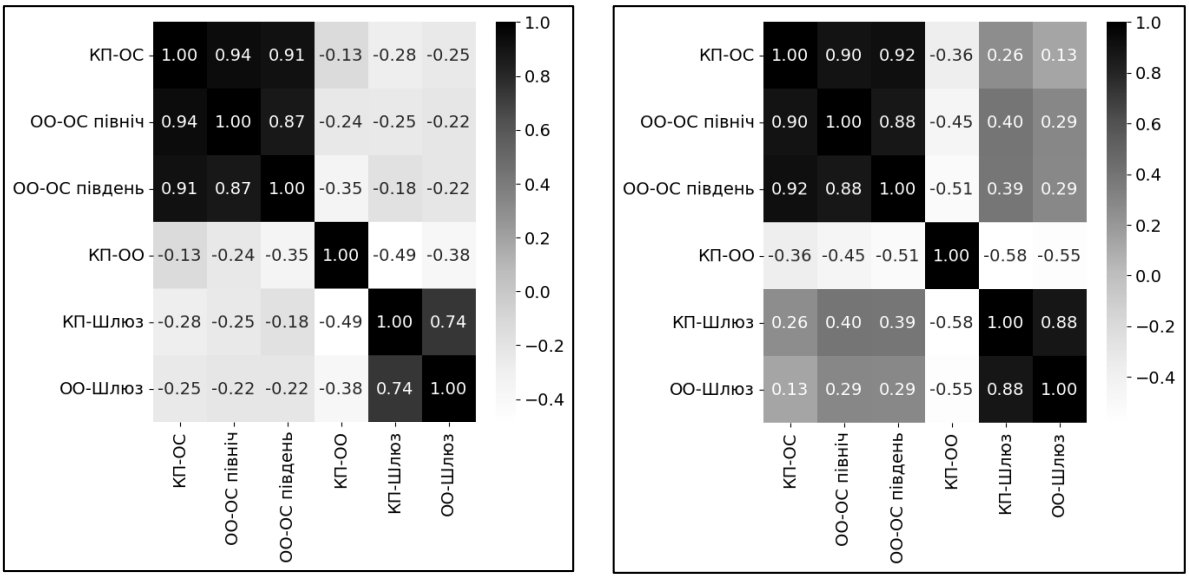


Рис. 4.3. Кореляція Спірмена між різними дифманометра: вибірка №1 зліва та вибірка №2 справа

Як видно з рисунків 4.2 та 4.3 – найбільша кореляція спостерігається між групою, яка складається з перших трьох датчиків, та групою, яка складається з останніх двох датчиків (перепади через шлюз). Високий коефіцієнт кореляції між

дифманометрами “КП-ОС”, “ОО-ОС північ” та “ОО-ОС південь” є очікуваними, оскільки дані датчики знаходяться в одній зоні – на західній стороні НБК, та однаково залежать від швидкості та напряму вітру, який визначає розподіл тисків навколо об’єкту. Як видно с рисунку 4.4, мінімальні покази датчиків спостерігаються при західному вітрі (вказує на адекватність показів), при цьому для обох вибірок їх значення мають схожий розподіл (рисунки 4.5, 4.6). Як зазначалось в розділі 2, покази цих трьох дифманометрів використовуються для визначення параметрів прогнозуючих моделей.

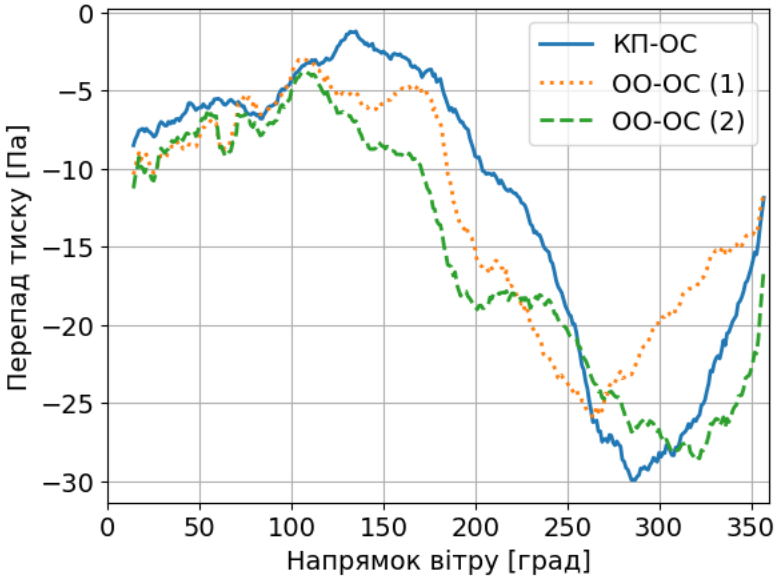


Рис. 4.4. Усереднені покази дифманометрів
в залежності від напряму вітру

Окрім перепадів тисків до оточуючого середовища, використовується також розрахунковий перепад “КП-ОО”, який визначається як середнє значення дифманометру, який заміряє перепад тисків напряму, та суми показів дифманометрів встановлених в Шлюз 8. Як видно з рисунку 4.6, даний перепад в

середньому складає 8 Па, та задовольняє умовам створення надлишкового тиску в КП відносно ОО на даній виборці.

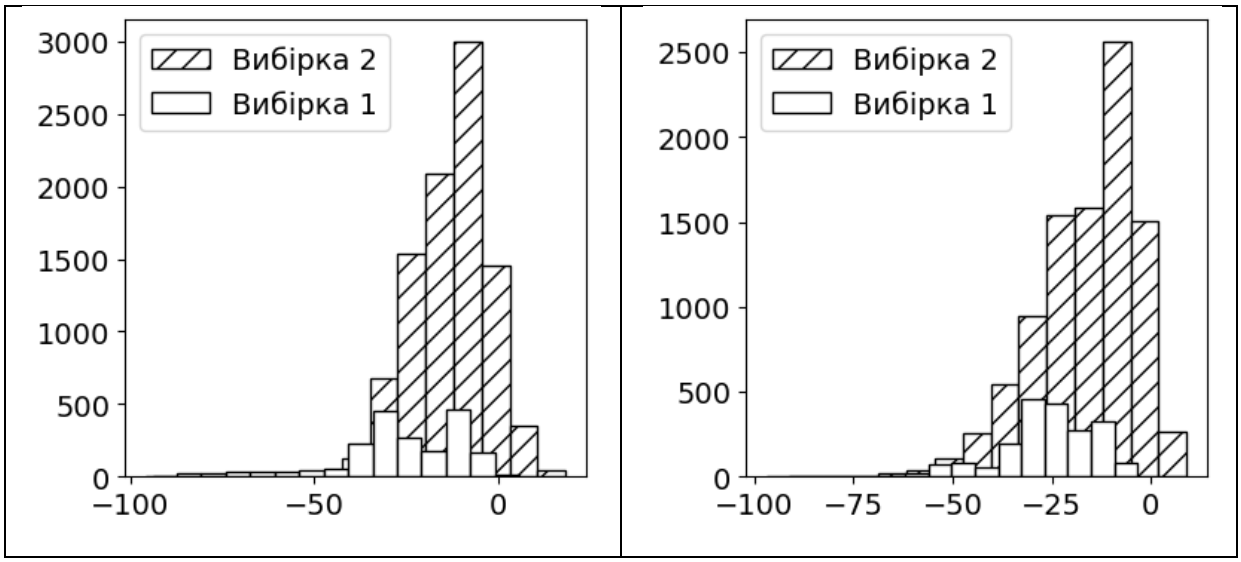


Рис. 4.5. Гістограми показів дифманометрів: “ОО-ОС північ” (зліва) та “ОО-ОС південь” (справа)

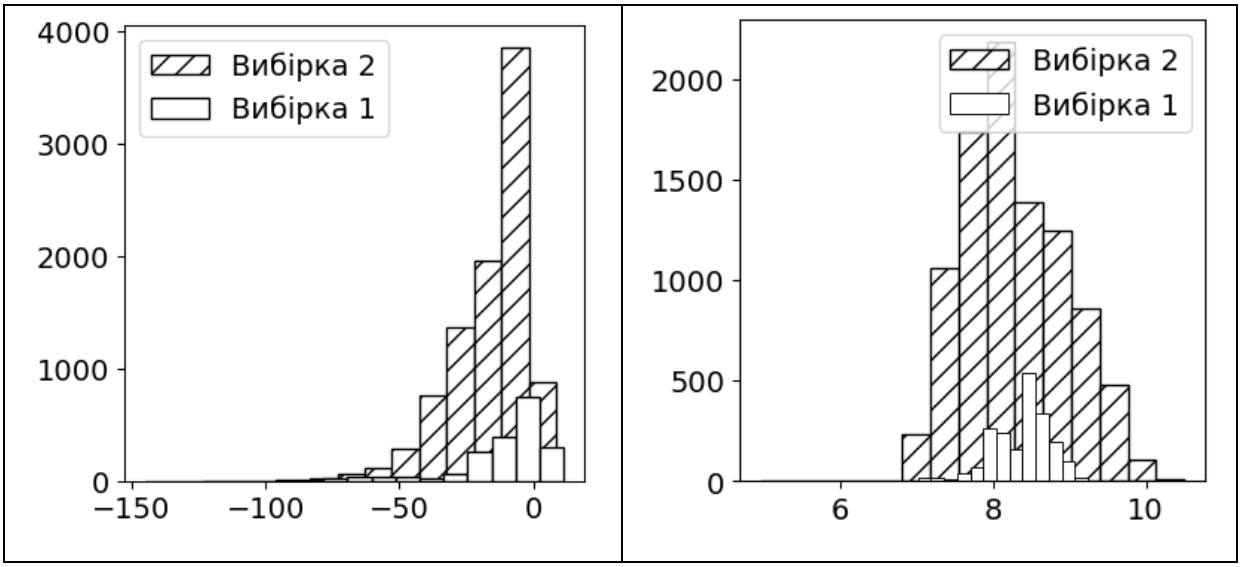


Рис. 4.6. Гістограми показів дифманометрів: “КП-ОС” (зліва) та “КП-ОО” (справа)

Датчики встановлені в Шлюзі 8 також мають високий коефіцієнт кореляції, з чого можна зробити висновок, що існує пропорційність між їх значеннями та сумарним перепадом між ОО та КП (рисунок 4.7).

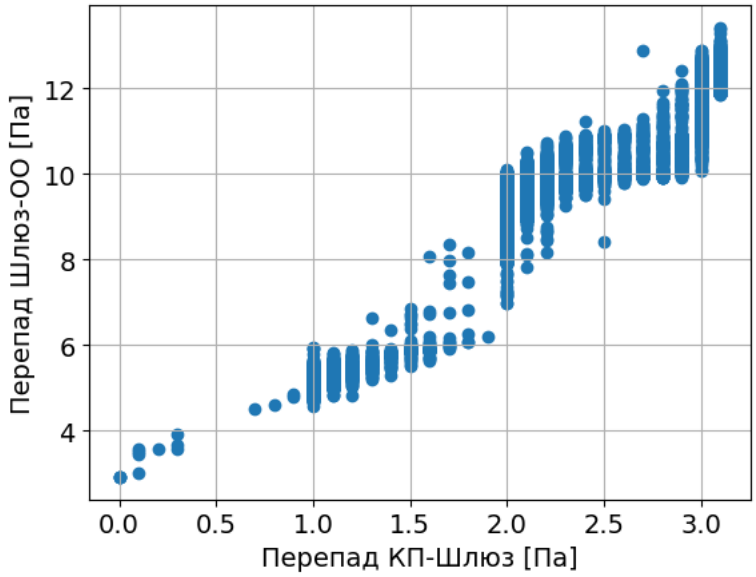


Рис. 4.7. Покази дифманометрів, встановлених в Шлюзі 8

Розрахуємо за допомогою показів датчиків витрати відповідних ВУ (в таблиці 4.3 наведено відповідно залежності):

1) Приток в ОО: складається з суми витрат ВУ AHU012, AHU015 (мобільні шлюзи), AHU017 (ГТО) та перетоку з деараторної етажерки, які обчислюються по відповідним передам тисків.

2) Приток в КП: складається з суми витрат ВУ КП та AHU017

3) Витяжка з ОО: визначається лише по витраті ВУ ОО.

Варто звернути увагу, що перетоки повітря з ГТО відбуваються як в ОО - 60%; так і в КП - 40%, пропорції для розрахунку перетоків взяті з пропорції площ контакту (стінок) ГТО-ОО та ГТО-КП.

Таблиця 4.3

Датчики, які використовуються для розрахунків витрат ВУ

№	Назви датчиків	Фізичний зміст
1	ICS:ICS_ARH_AS_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0 ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0	Нагнітання в КП [м^3/с]
2	ICS:HVAC_TEC_123_FIT_012.IN.XI.C1.AVG_WT0 ICS:HVAC_FSAL_103_FIT_1501.IN.XI.C1.AVG_WT0 ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0 ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_031.IN.XI.C1.AVG_WT0 ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_032.IN.XI.C1.AVG_WT0	Нагнітання в ОО [м^3/с]
3	ICS:ICS_TEC_MV_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0	Витяжка з ОО [м^3/с]

Статистичні дані, щодо витрат ВУ для наявних експлуатаційних даних показані в Таблиці 4.4. Як видно з таблиці середні значення витрат AHU012, AHU015, AHU017 близькі до нуля, оскільки більшість часу вони не задіяні (відносний час роботи близько 0.1%) та не включались жодного разу за період вибірки №2. При вирішенні оптимізаційної задачі та моделюванні гідравлічного стану НБК закладаються нульові значення даних ВУ при відсутності робіт в НБК та максимальні значення при наявності. Варто зазначити, що максимальні заміряні витрати ВУ відрізняться від наведених в проектувальній документації.

Таблиця 4.4

Експлуатаційні витрати вентиляційних установок ($м^3$/год)

	Мінімум	Максимум	Середнє значення	Мода
Контрольоване нагнітання в КП	0	49462	48859	48998
Контрольована витяжка з ОО	72618	130658	128161	130028
Нагнітання AHU017	0	16996	5.4	0
Нагнітання AHU012	0	43129	15.3	0
Нагнітання AHU015	0	16962	6.3	0

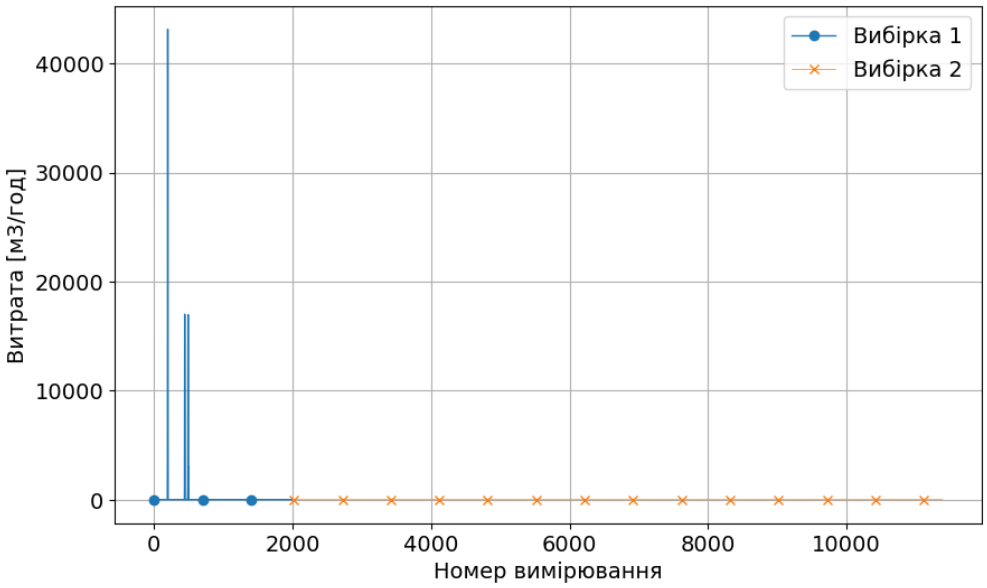


Рис. 4.8. Сумарна витрата ВУ AHU012, AHU015, AHU017

Для визначення типового режиму роботи ВУ, якими здійснюється управління, проаналізуємо рисунки 4.9 та 4.10. Як видно, витрати КП більшість

часу постійні, з модою рівною 48859 м³/год, що відповідає постійній роботі двох установок типу WHE (номінальна потужність 25000 м³/год). Витрати ОО за період вибірки №1 та №2 відрізняються на 10000 м³/год, що пояснюється зміною режиму експлуатації. Типова потужність за час вибірки №2 складає 130028 м³/год, що відповідає роботі 3 установок типу EF потужністю 43343 м³/год (дещо відрізняється від проектувальної документації).

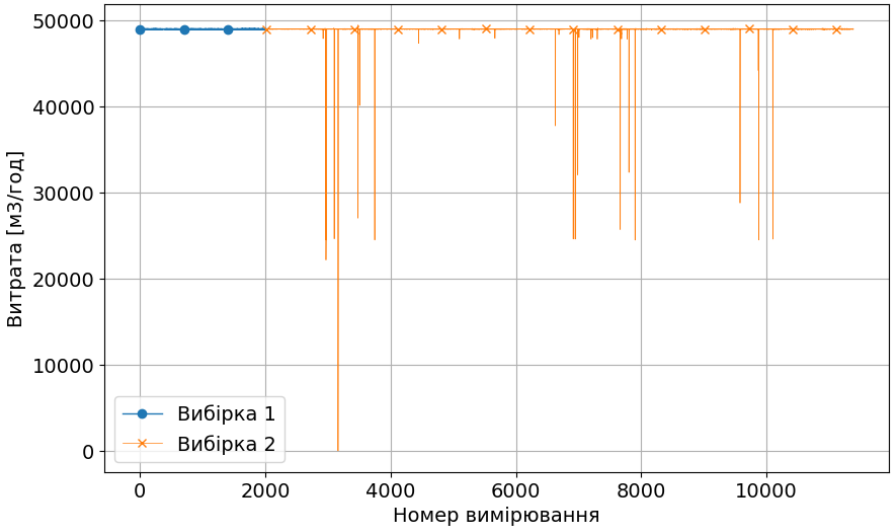


Рис. 4.9. Значення контрольованого нагнітання в КП

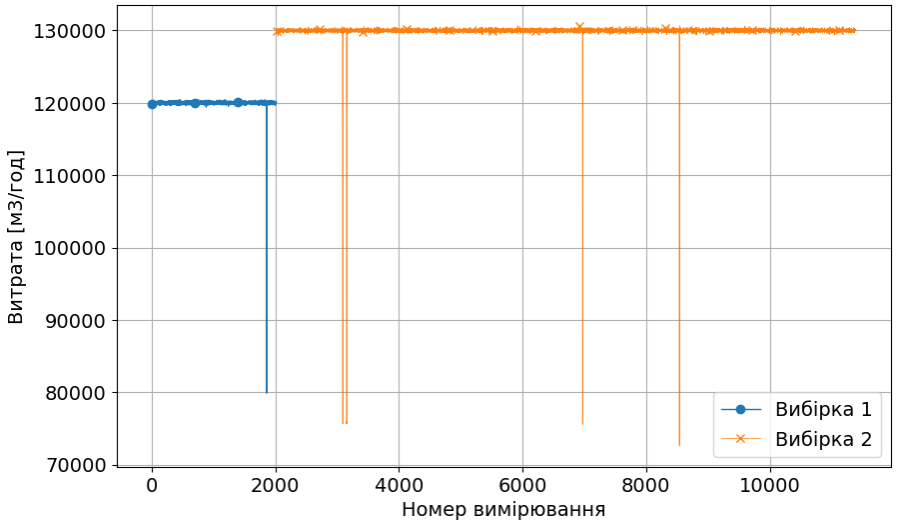


Рис. 4.10. Значення контрольованої витяжки з ОО

На основі отриманих експлуатаційних даних та формул з розділу 2.4 складемо таблицю можливих значень витрат ВУ для оптимізації. Як видно відповідні витрати відрізняються від проектних, описаних в розділі 1. Також, незважаючи на те що потужність витяжки з ОО згідно проектної документації може складати до 385.000 м^3/год, максимальне значення при нормальній експлуатації обмежується величиною в 213.000 (заміряно під час тестів по визначенню площ протічок [24]).

Таблиця 4.5

Діапазон витрат вентиляційних установок

	Формула	Можливі значення, м^3/год	Типове значення, м^3/год
Контрольоване нагнітання в КП	$\{0,0.25,0.5,0.75,1\} \cdot G_{as_max}$, $G_{as_max} = 100.000$	0; 25.000; 50.000; 75.000; 100.0000	50.000
Контрольована витяжка з ОО	$\{0,1,2,3,4,5\} \cdot g$, $g = (43.000; 77000\ )$	0; (43.000:77.000); (86.000:154.000); (129.000:231.000); (172.000:308.000); (215.000:385.000)	130.028
Нагнітання AHU017 (ГТО)	-	0; 16.996	0
Нагнітання AHU012 та AHU015 (шлюзи)	-	0; 60.091	0

4.2 Реалізація модуля оцінки гідравлічного стану Конфайнменту

4.2.1 Реалізація фізичної моделі

Для знаходження тисків всередині об’єкту реалізовано фізичну (гідравлічну) модель НБК у вигляді спеціального класу, що містить алгоритм методу простих ітерацій та площі неконтрольованих протічок у вигляді атрибуту. Приблизні площі протічок для розрахунків (отримані з тестів), а також їх межі, що використовуються в подальшому для їх уточнення за допомогою вирішення “зворотньої задачі”, наведені в Таблиці 4.6.

Таблиця 4.6

Площі неконтрольованих протічок

Місце негерметичності	Приблизна площа, м^2	Нижня границя, м^2	Верхня границя, м^2
Зовнішня оболонка	1,7	0.5	2
Внутрішня оболонка	5	1	10
Західний зазор	3,1	1	10
Східний зазор	3,9	1	10

Як зазначалось до цього, для розрахунків, окрім площ та витрат ВУ, необхідно також знати розподіл тисків навколо НБК. Приклад розподілу тисків по поверхнях НБК в залежності від напряму вітру (при швидкості вітру 3,8 м/с) наведено на Рисунках 4.11-4.13. Окремо знаходяться середні тиски по поверхнях в зонах відповідних протічок для ОО та КП (рис. 4.11-4.12), а також тиски в зонах кріплення дифманометра (рис. 4.13).

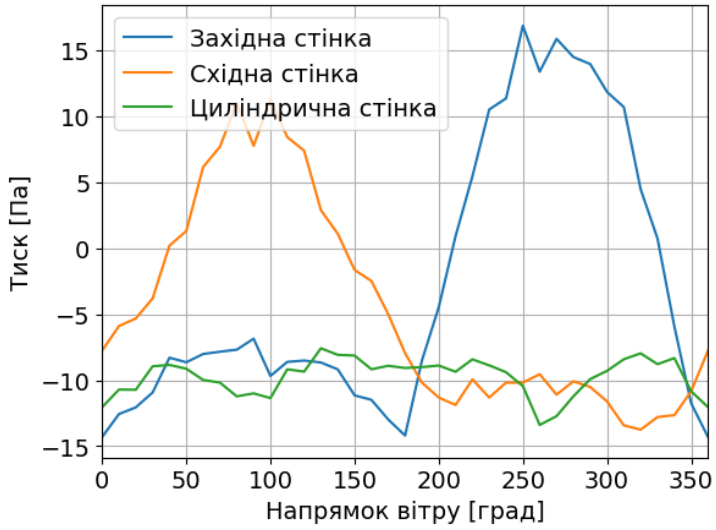


Рис. 4.11. Тиски в зонах протічок КП при різному напряму вітру

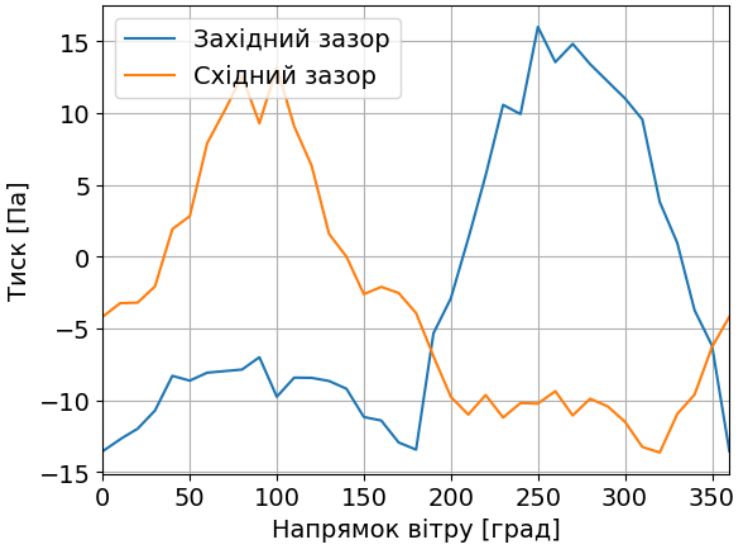


Рис. 4.12. Тиски в зонах протічок ОО при різному напряму вітру

Як видно з наведених рисунків – найбільші значення відповідних тисків досягаються при кутах близьких до 90□та 270□, при цьому з протилежної сторони виникає негативне значення, яке й приводить до появи неконтрольованих протічок.

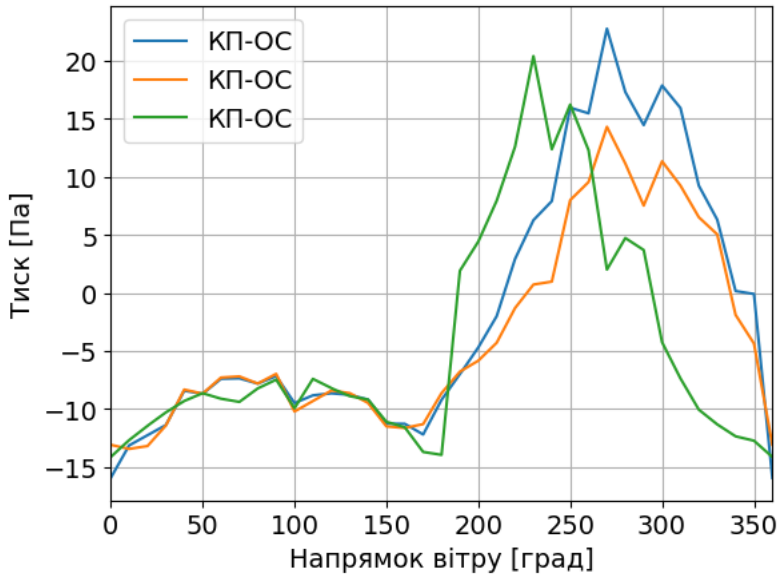


Рис. 4.13. Тиски в зонах кріплення дифманометрів при різних напрямах вітру

Використовуючи відповідні експлуатаційні дані (з площами протічок отриманими під час експериментів Novarka), за допомогою фізичної моделі проведено розрахунок тисків в ОО та КП, а також порівняння відповідних перепадів з показами дифманометрів окремо для вибірки №1 та №2 (рисунки 4.14-4.17).

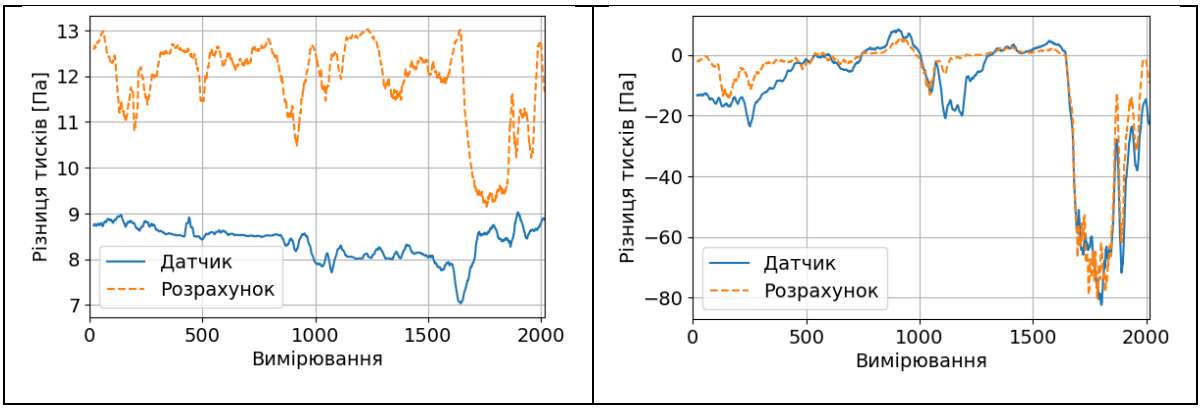


Рис. 4.14. Порівняння показів датчиків та розрахунків для вибірки №1. КП-ОО (зліва) та КП-ОС (справа)

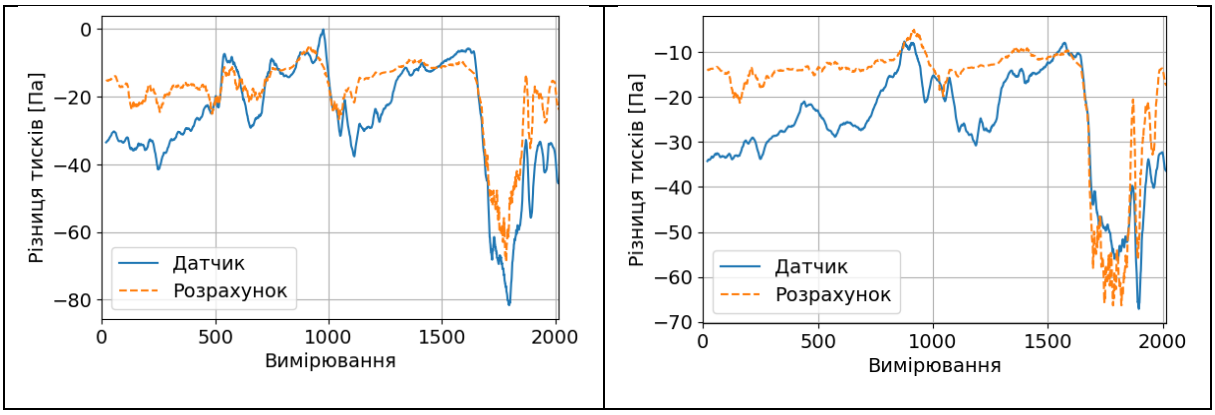


Рис. 4.15. Порівняння показів датчиків та розрахунків для вибірки №1. Південний (зліва) та північний (справа) датчик ОО-ОС

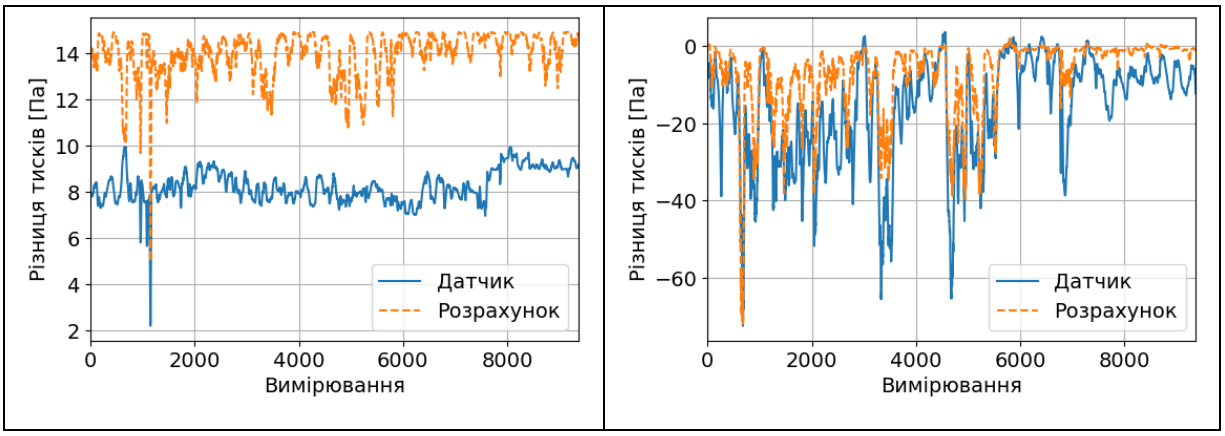


Рис. 4.16. Порівняння показів датчиків та розрахунків для вибірки №2. КП-ОО (зліва) та КП-ОС (справа)

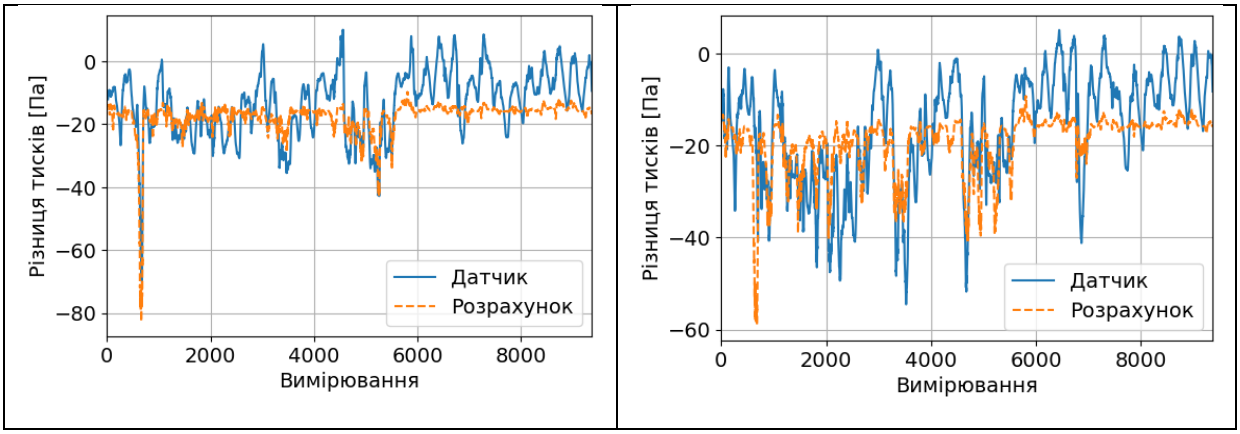


Рис. 4.17. Порівняння показів датчиків та розрахунків для вибірки №2. Південний (зліва) та північний (справа) датчик ОО-ОС

Як видно з наведених рисунків, незважаючи на те, що модель передбачає певні тенденції по зміні тисків, існує значна похибка між прогнозованими та реальними значеннями, а саме середня абсолютна похибка для вибірки №1 складає 3.5 Па для внутрішнього датчика та 7.5-10.5 Па для зовнішніх датчиків; для вибірки №2: 5.7 Па та 8.4-10.6 Па відповідно.

З метою мінімізації даних похибок за допомогою підмодулю оптимізації проведено знаходження таких площ протічок, що дають мінімальні зважені середньоквадратичні похибки для відповідних замірів дифманометрів. Оптимізація проводилась як для окремих вибірок, так і для об'єднаної вибірки. Окрім цього, з метою пришвидшення розрахунків для класу фізичної моделі НБК реалізовано можливість використання багатопочності, що дозволяє ефективно використовувати ресурси багатоядерних процесорів, тим самим значно підвищуючи продуктивність розрахунків і скорочуючи час обробки даних. Проведене тестування при 8 потоках показує пришвидшення розрахунків до 200% (рис. 4.18) відносно існуючого підходу [104].

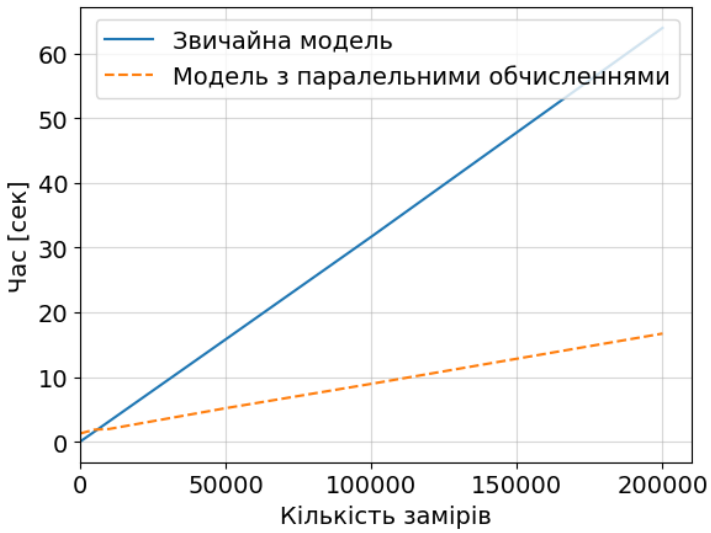


Рис. 4.18. Порівняння звичайної розрахункової моделі
та моделі з паралельними обчисленнями (8 потоків)

Оптимізації проводилась для двох варіантів коефіцієнтів, що враховують конкретний дифманометр:

1. Застосування всіх чотирьох дифманометрів з однаковим коефіцієнтом, рівним 0.25.

2. Застосування лише першого (внутрішнього) дифманометра, що показує тиск між КП та ОО (коефіцієнт рівний 1).

Таблиця 4.7

Площі протічок та похибки при врахуванні всіх дифманометрів

	Знайдена площа протічки, $м^2$				Середня абсолютна похибка, Па	
	Зовнішня оболонка	Внутрішня оболонка	Західний зазор	Східний зазор	Між КП та ОО	Зовнішніх дифманометрів
Вибірка №1	0.75	5.63	2.18	3.08	2.4	7.2-8.6
Вибірка №2	0.62	8.5	1.7	5.68	2.9	7.5-8.4
Вибірка №1 та №2	0.78	7.3	2.03	4.96	2.55	7.5-9.3

Таблиця 4.8

Площі протічок та похибки при врахуванні лише внутрішнього дифманометра

	Знайдена площа протічки, м^2				Середня абсолютна похибка, Па	
	Зовнішня оболонка	Внутрішня оболонка	Західний зазор	Східний зазор	Між КП та ОО	Зовнішніх дифманометрів
Вибірка №1	0.81	6.8	1.67	3.72	0.42	7.6-8.65
Вибірка №2	0.55	6.74	2.05	5.18	0.6	7.8-8.6
Вибірка №1 та №2	0.72	6.74	1.97	4.97	0.62	7.7-9.35

Як видно врахування лише внутрішнього датчика при знаходженні площ дозволяє значно зменшити похибку для перепаду КП-ОО, при цьому похибки інших дифманометрів знаходяться в тих самих межах, тому при подальших розрахунках застосовується лише один дифманометр.

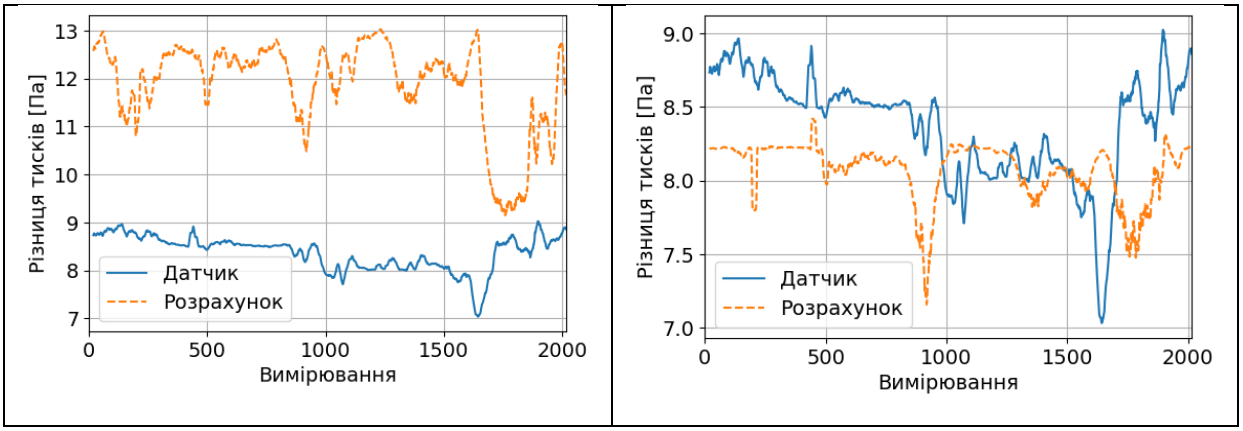


Рис. 4.19. Порівняння показів датчика КП-ОО та розрахункового значення для вибірки №1. До (зліва) та після оновлення площ (справа)

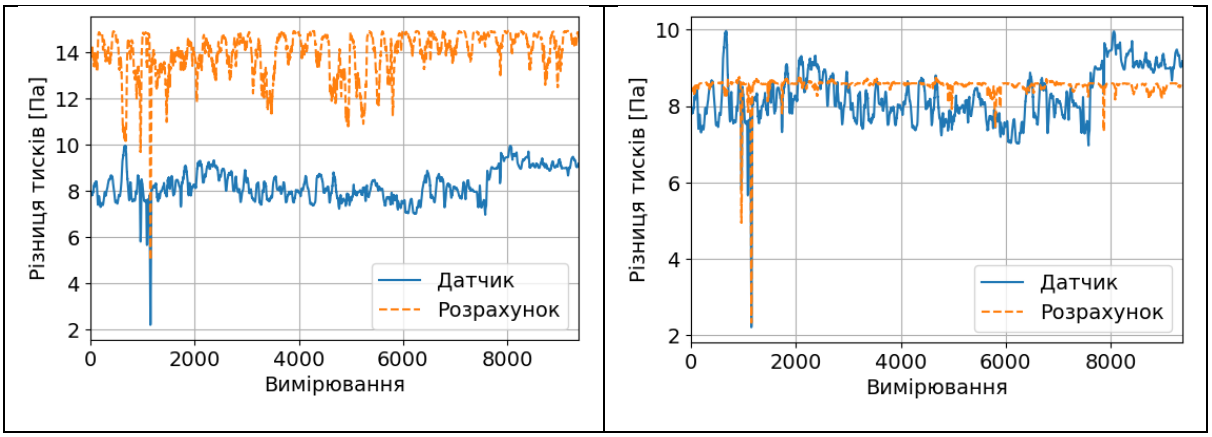


Рис. 4.20. Порівняння показів датчика КП-ОО та розрахункового значення для вибірки №2. До (зліва) та після оновлення площ (справа)

Гістограми для похибок між розрахованими значеннями перепадів (після застосування оновлених площ) та показами кожного з дифманометрів показані на рисунках 4.21 та 4.22. Стандартне відхилення похибки для КП-ОО, КП-ОС, північного ОО-ОС та південного ОО-ОС дифманометрів складає: 0.7 Па, 11.2 Па, 12.44 Па, 11.15 Па. Розроблений модуль передбачає періодичне автоматичне оновлення площ протічок (по критерію величини середньоквадратичної похибки), що забезпечує постійну точність оцінки гідравлічного стану.

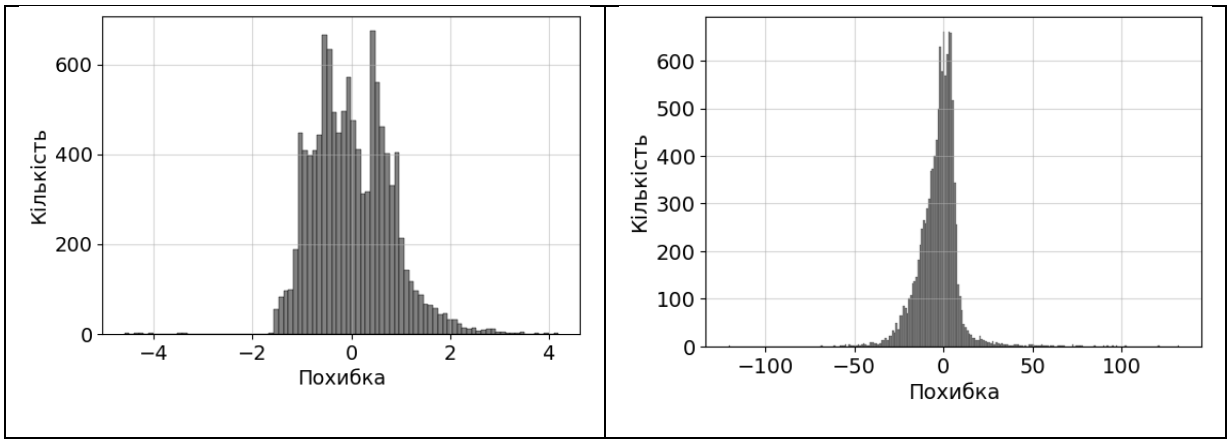


Рис. 4.21. Розподіл похибки прогнозування значень датчика, вибірка №1 та №2. КП-ОО (зліва) та КП-ОС (справа)

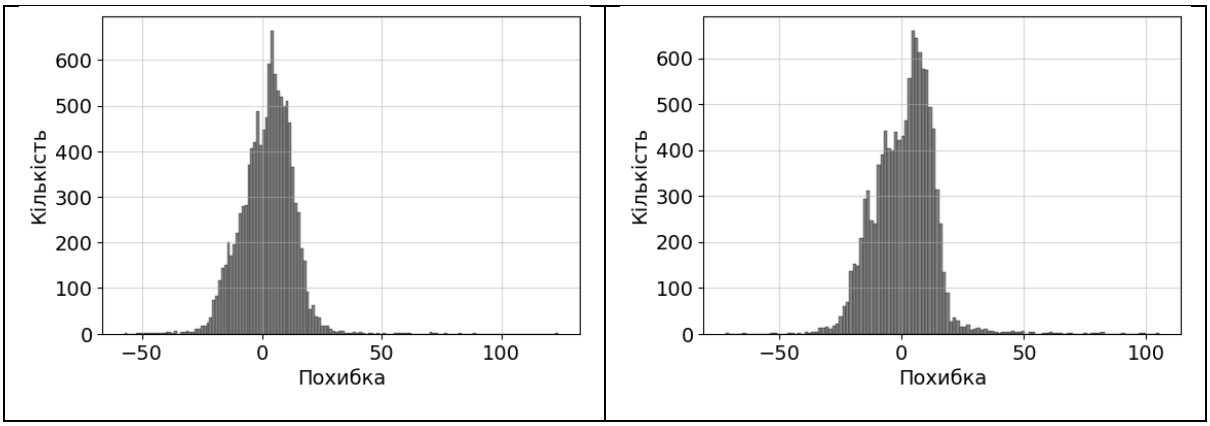


Рис. 4.22. Розподіл похибки прогнозування значень датчика, вибірка №1 та №2. Південний (зліва) та північний (справа) датчик ОО-ОС

4.2.2 Реалізація моделей на основі машинного навчання

Першим етапом впровадження прогнозуючих моделей є тестування різних типів регресорів. З цією метою для кожного з датчиків проведено попереднє навчання таких моделей: лінійна регресія, дерево рішень, Random Forest (випадковий ліс), Gradient Boosting (градієнтне підсилення). Оскільки НБК може змінювати свої параметри в часі, доцільно проаналізувати вплив впорядкованості вхідних параметрів моделей на якість прогнозування. Відповідно використовувалось два підходи: перемішування вибірки даних та навчання на впорядкованих даних.

До попередньої підготовки даних відноситься перетворення напряму вітру та нормалізація даних. Покази вітру є “круговою змінною” (наприклад, 0 градусів та 360 градусів вказуються на один і той же напрямок), ефективним підходом є перехід до 2 змінних: синуса та косинуса. Спочатку необхідно перерахувати градуси в радіани:

$$\theta_{\text{radians}} = \theta_{\text{degrees}} \times \frac{\pi}{180} \tag{4.1}$$

де $\theta_{degrees}$– значення в градусах,

$\theta_{radians}$ – значення в радіанах.

Потім, обчислюються відповідні значення синуса та косинуса.

Метою нормалізації даних є зменшення або виключення диспропорції даних, які можуть мати різний масштаб та негативно впливати на процес тренування та прогнозування. В якості нормалізації використовувалась формула стандартизації (Z-оцінка). Розмір тренувальної вибірки складав 70%, відповідно на тест залишалось 30% (додатково виконувалась крос-валідація для уникнення перенавчання).

Результати прогнозування для датчика КП-ОО, а саме середня абсолютна похибка наведені в Таблиці 4.9. Як видно, при використані впорядкованих даних, похибка на тестових наборах значно зростає, що може говорити про перенавчання моделей. Застосування перемішаних даних дозволяє уникнути дану проблему, але є не фізичним, оскільки дані в певній мірі представляють собою часові ряди.

Таблиця 4.9

Середня абсолютна похибка (САП) прогнозування показів дифманометра КП-ОО

	Впорядковані дані		Перемішані дані	
	САП тренування	САП тест	САП тренування	САП тест
Linear Regression	0.384	0.824	0.512	0.515
Decision Tree	0.28	0.931	0.386	0.517
Random Forest	0.126	0.896	0.178	0.487
Gradient Boosting	0.326	0.886	0.473	0.494

Найкращі результати для КП-ОО, а саме – похибка 0.494 Па отримано з застосуванням Gradient Boosting на змішаних даних. Аналогічні Gradient Boosting моделі перевірено для дифманометрів встановлених ззовні (таблиця 4.10).

Таблиця 4.10

Середня абсолютна похибка (САП) зовнішніх дифманометрів при застосуванні Gradient Boosting

	Впорядковані дані		Перемішані дані	
Назва датчика	САП тренування	САП тест	САП тренування	САП тест
ОО-ОС південь	6.55	6.85	6.31	6.648
ОО-ОС північ	6.319	6.631	6	6.28
КП-ОО	6.79	6.65	6	6.28

З метою покращення точності прогнозування [105], додатково перевірялась нейронна мережа (НМ) прямого поширення, яка в базовому варіанті містила два приховані шари, схематичне зображення структури НМ для знаходження перепаду КП-ОО показано на рисунку 4.23.

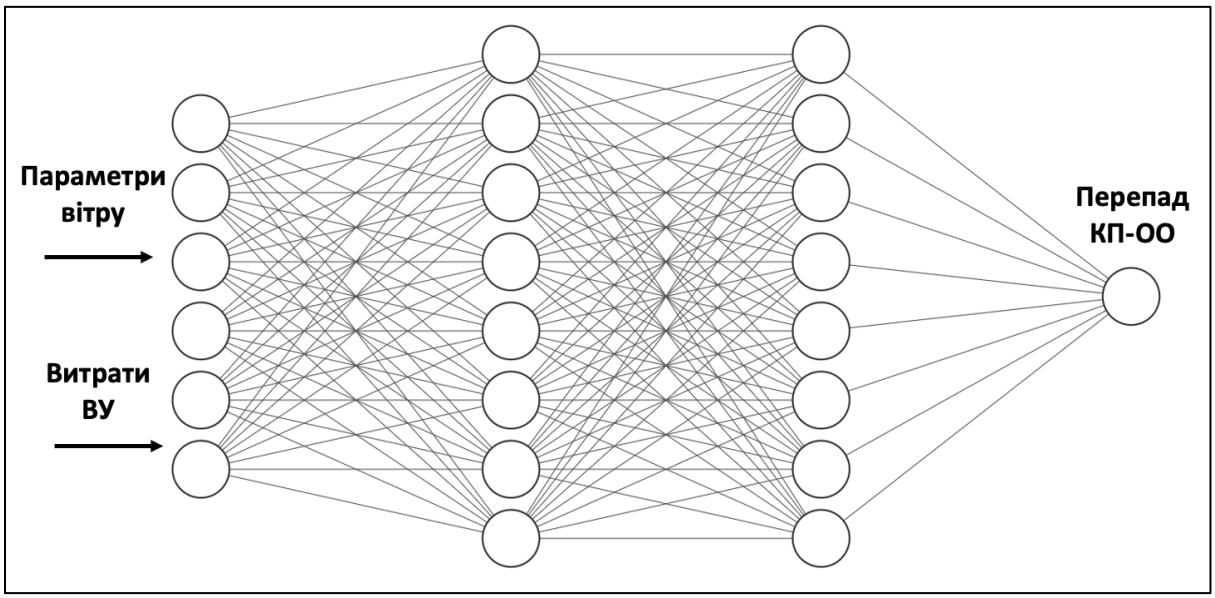


Рис. 4.23. Схематичне зображення нейронної мережі

Параметри нейронної мережі та процедури тренування вагових коефіцієнтів:

1. 32 та 16 нейронів у прихованих шарах (обрано експериментальним шляхом) із застосуванням функції активації ReLU та оптимізаційного алгоритму Adam;

2. Тренування відбувалось на 70% даних з використанням валідаційної вибірки для уникнення перенавчання (рисунок 4.24); аналогічно до попередніх моделей виконувалась попередня обробка параметрів вітру та нормалізація даних, дані розбивались з врахуванням часової компоненти.

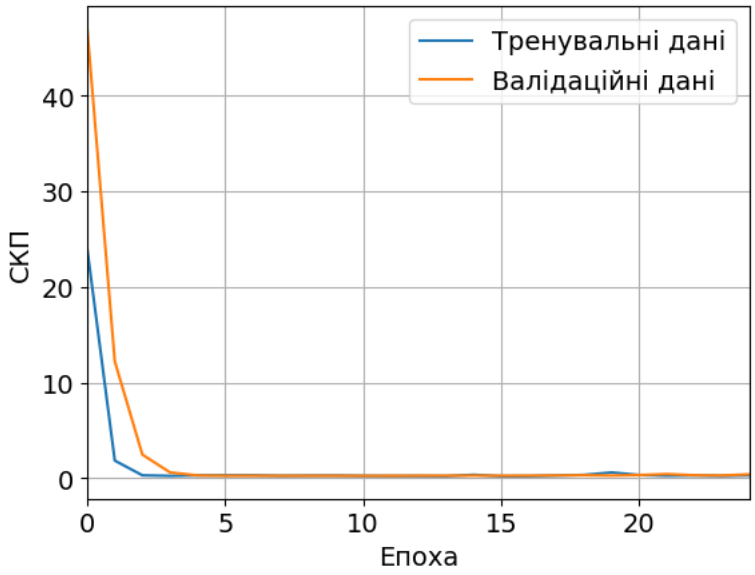


Рис. 4.24. Процес тренування моделі КП-ОС (похибка тренувальної та валідаційної виборки)

В результаті застосування нейронної мережі значення САП для датчика КП-ОО, порівняно з Gradient Boosting, зменшилось з 0.494 Па до 0.432 Па. Подальше покращення точності можливе за рахунок періодичного оновлення параметрів моделі (наприклад кожні 1-7 днів експлуатації) та прогнозуванням в межах певного короткострокового періоду. Альтернативним підходом є застосування більшої кількості експериментальних даних (доступ до яких виникне під час подальшої інтеграції моделей).

При використанні аналогічної НМ для інших датчиків – значення похибок на тестових вибірках склало для датчиків КП-ОО, ОО-ОС північ та ОО-ОС південь: 4.85 Па, 5.85 та 6.14 Па відповідно, що краще за значення, отримані за допомогою Gradient Boosting. При цьому обидва класи моделей показують результаті кращі, ніж отримані при застосуванні фізичної моделі (діапазон САП 7.7-9.35 Па).

Гістограми похибок прогнозування показів датчиків, а також порівняння з похибками фізичної моделі показано на рисунках 4.25 та 4.26.

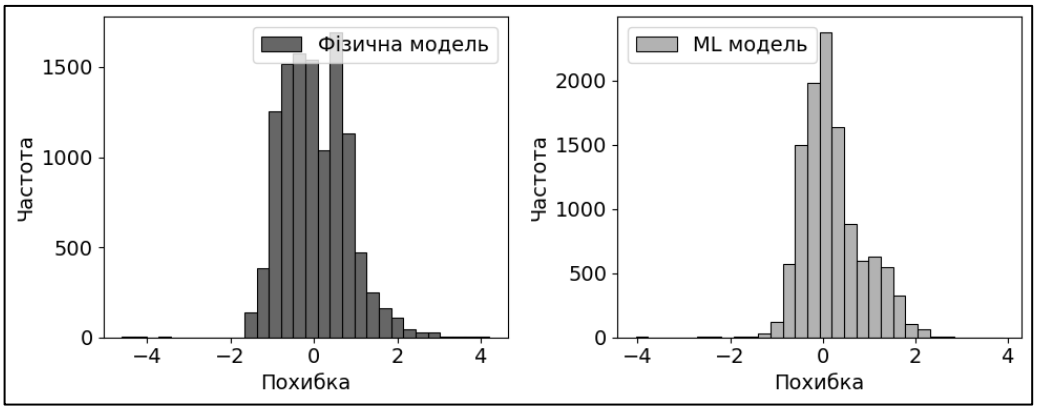


Рис. 4.25. Розподіл похибки прогнозування значень датчика КП-ОО

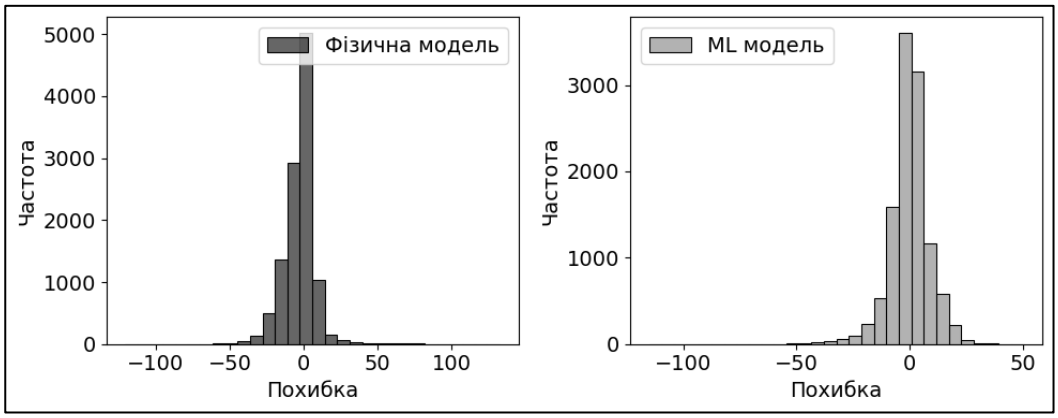


Рис. 4.26. Розподіл похибки прогнозування значень датчика КП-ОС

При використані ML моделей середньоквадратичне відхилення похибки значно зменшується, наприклад для перепаду КП-ОС воно спадає з 11.5 Па до 6.3 Па. Приклад прогнозування перепаду КП-ОС показано на рисунку 4.27.

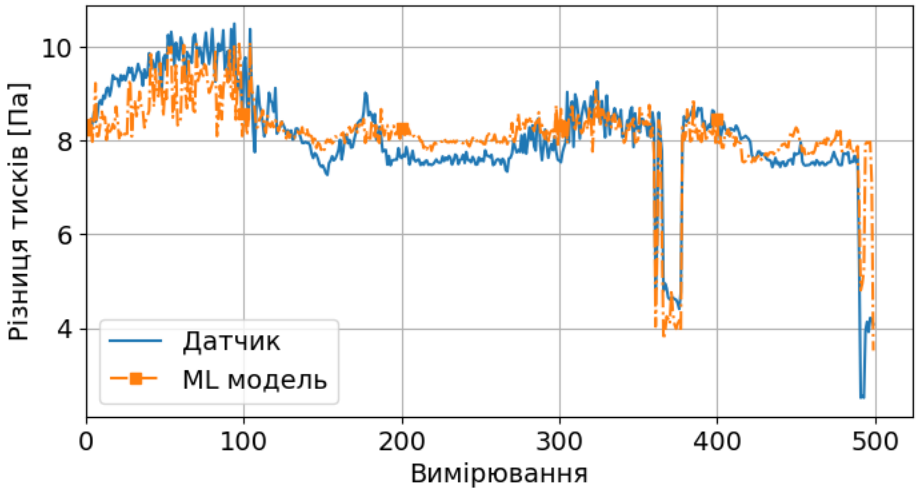


Рис. 4.27. Порівняння показів датчика КП-ОС та прогнозованого значення за допомогою НМ

Наступним етапом є реалізація класу MLModels, що містить чотири НМ моделі для кожного з дифманометрів та забезпечує процес навчання, прогнозування, а також збереження параметрів підготовки даних та вагових коефіцієнтів моделей для повторного використання. В результаті тренування моделей та подальшого прогнозування отримано розрахункові перепади тисків, за допомогою яких можна розрахувати тиски в КП та ОО: знаючи прогнозовані покази датчиків та розподіл тисків навколо НБК, можна вирішити відповідну систему лінійних рівнянь для знаходження тисків всередині НБК та перепадів тисків в зонах неконтрольованих протічок. Маючи відповідні перепади тисків та використавши рівняння Бернуллі для кожної з протічок, можна знайти об’ємні витоки РА. Виконаємо дану процедуру для всієї вибірки, використовуючи як фізичну, так і ML модель.

Результати обчислень показано на рисунках 4.28-4.30. При цьому витоки з ОО відповідають негативним значенням протічок.

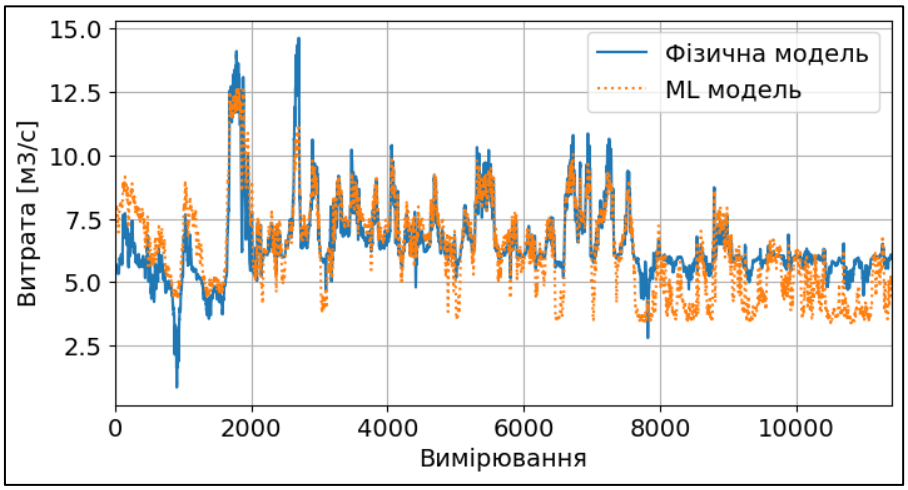


Рис. 4.28. Неконтрольовані перетоки повітря між ОО та ОС (західний зазор)

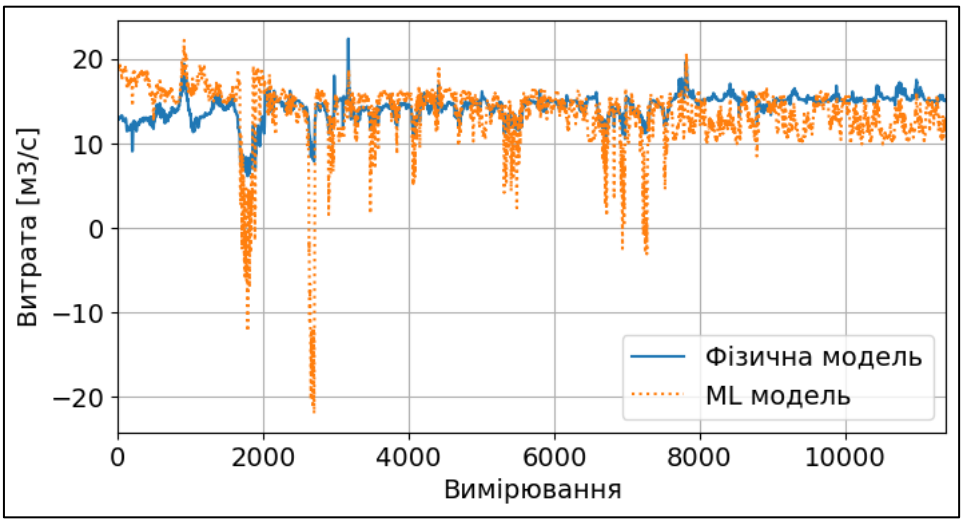


Рис. 4.29. Неконтрольовані перетоки повітря між ОО та ОС (східний зазор)

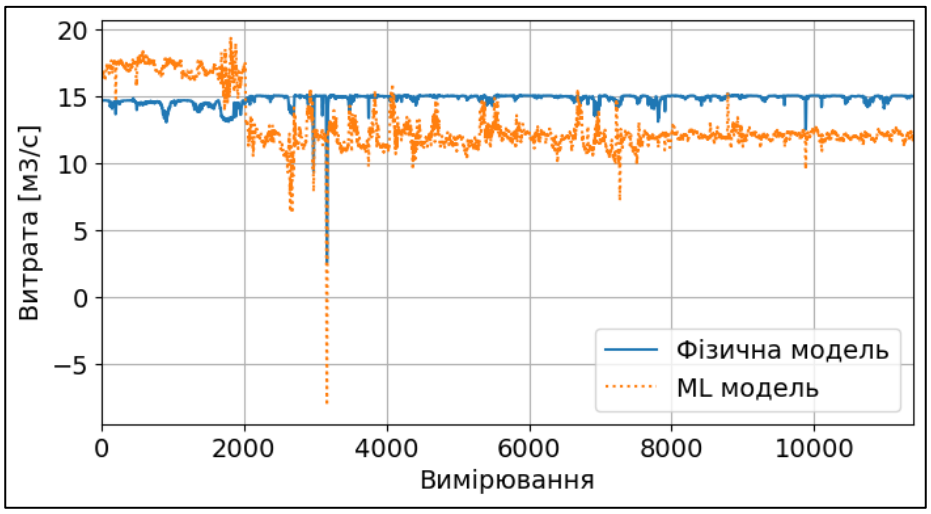


Рис. 4.30. Неконтрольовані перетоки повітря між ОО та КП

З отриманих графіків можна зробити висновок щодо доцільності використання як фізичної моделі, так і чисельної ML моделі. Перевага ML моделі буде зростати при наявності більшої кількості датчиків, підвищенні варіативності роботи ВУ в виборці даних та зростанні кількості даних вцілому.

4.3 Знаходження оптимальних параметрів роботи вентиляційних установок

Маючи “навчені” моделі для оцінки гідравлічного стану, можливе знаходження оптимальних витрат ВУ при різних метеорологічних умовах [106]. Як зазначалось в розділі 2, можна виділити 3 основних та 1 додатковий (що полегшує процес оптимізації) унікальних параметри, які вливають на стан об’єкту, а саме:

1. Швидкість вітру, яка з находиться в межах від 0 до 25 м/с (історичний рекорд в даній місцевості) з кроком 1 м/с – 25 значень;

2. Напрям вітру, всього 72 можливих значень (з кроком 5 градусів);

3. Наявність або відсутність робіт в НБК – 2 значення;

4. Кількість працюючих установок, що нагнітають в КП, яка може змінюватись від 0 до 4 (5 можливих) значень. Вводиться як додатковий параметр для переходу від оптимізації двох змінних, до оптимізації однієї.

На основі описаних параметрів складемо таблицю вхідних даних для оптимізації, що містить 18250 унікальних станів НБК (рисунок 4.31).

	working	n_as	wind_speed	wind_direction
0	0	0	1	0
1	0	0	1	5
2	0	0	1	10
3	0	0	1	15
4	0	0	1	20
...	...	...	...	...
18245	1	4	25	340
18246	1	4	25	345
18247	1	4	25	350
18248	1	4	25	355
18249	1	4	25	360

18250 rows × 4 columns

Рис. 4.31. Таблиця параметрів для оцінки гідравлічного стану НБК

З метою оптимізації ВУ ОО написаний спеціальний клас, який приймає розрахункову модель гідравлічного стану НБК як один з параметрів ініціалізації.

Для кожного стану НБК проведено оптимізацію по методиці, описаній в розділі 2, використовуючи функцію втрат, яка складається з суми неконтрольованих протічок з ОО та витрат ВУ (з ваговими коефіцієнтами 0.9 та 0.1 відповідно). Оптимізація виконується за допомогою чисельних методів, зокрема методу Нелдера-Міда, та враховує обмеження на мінімальну та максимальну витрату ВУ. Приклади залежності функції втрат від витрати ВУ Основного Об’єму для найбільш критичних напрямів вітру, а саме східного та західного, наведено на рисунках 4.32 та 4.33. На цих та подальших графіках

приймається, що працює 2 установки ВУ КП, що відповідає поточному режиму роботи об’єкту (що забезпечує відсутність конденсації в КП).

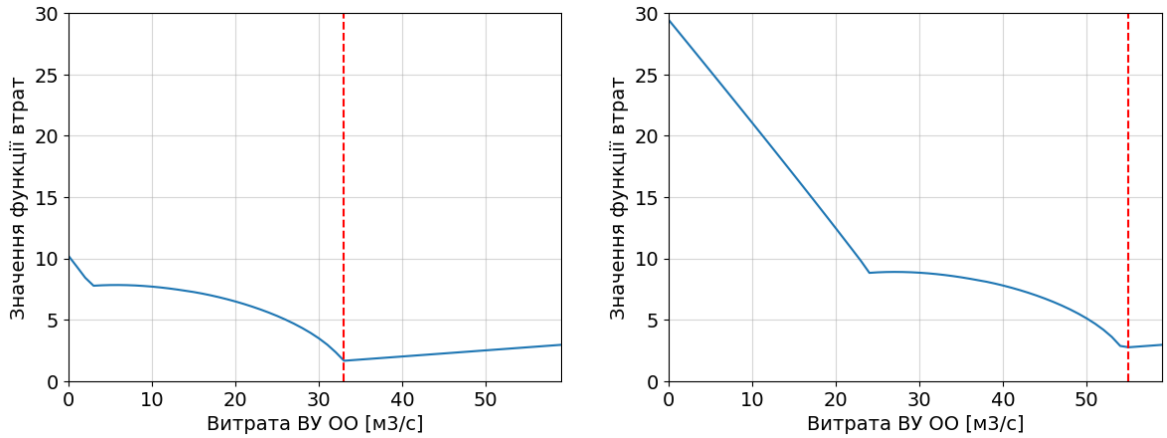


Рис. 4.32. Залежність функції втрат від витрати ВУ ОО (західний вітер; швидкість 5 м/с). При відсутності (зліва) та при наявності робіт (справа) в НБК

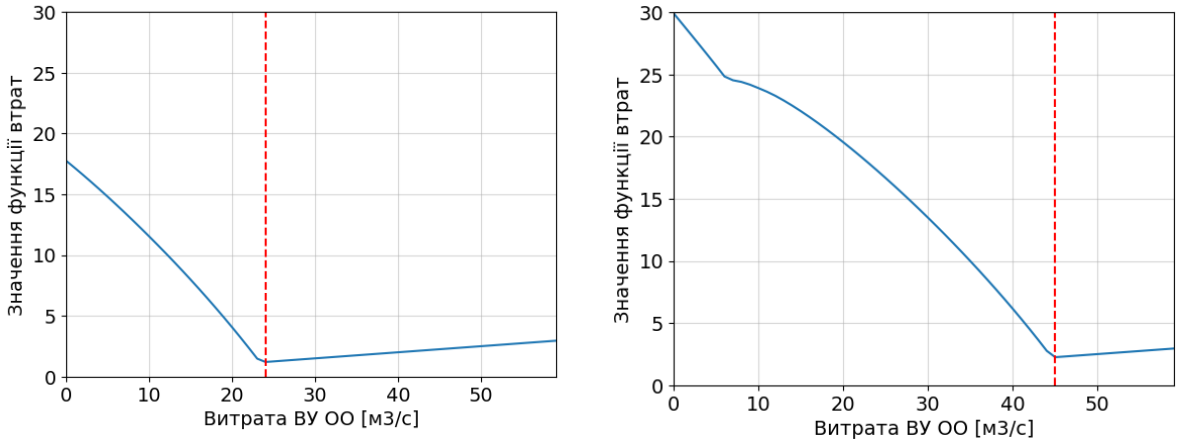


Рис. 4.33. Залежність функції втрат від витрати ВУ ОО (східний вітер; швидкість 5 м/с). При відсутності (зліва) та при наявності робіт (справа) в НБК

На графіках 4.32 та 4.33 можемо побачити мінімум функції (додатково позначено вертикальною лінією), лівіше якого значення функції зростають через збільшення викидів з ОО, правіше – зростають через надлишкове використання ВУ та перевитрати електроенергії. Підготовка або ж проведення робіт в НБК, при яких включаються нагнітаючі ВУ, призводить до логічного зміщення точки мінімуму функції вправо.

Графік функції втрат на всьому діапазоні роботі ВУ при різній швидкості, а також при різній кількості працюючих установок ВУ КП, показано на рисунках 4.34 та 4.35.

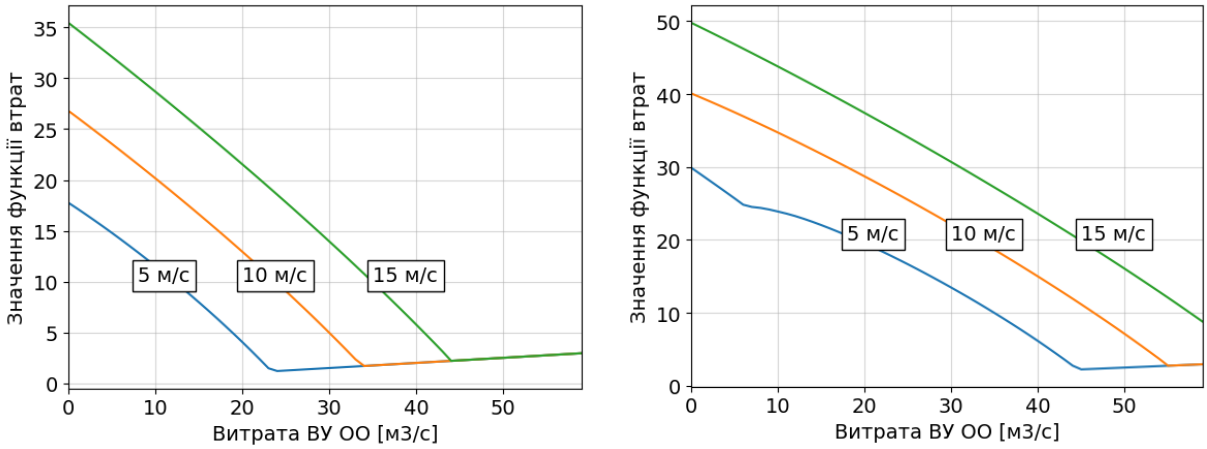


Рис. 4.34. Залежність функції втрат від витрати ВУ ОО та швидкості вітру (західний вітер, нормальний режим роботи ВУ КП). При відсутності (зліва) та при наявності робіт (справа) в НБК.

Як можемо побачити з рисунку 4.34, при проведені робіт НБК та західному вітру зі швидкістю близькою до 15 м/с – для мінімізації викидів витяжні ВУ ОО мають працювати на максимум, при цьому повне уникнення викидів РА не можливе. Більш детальний аналіз впливу метеорологічних даних проведено в наступному розділі.

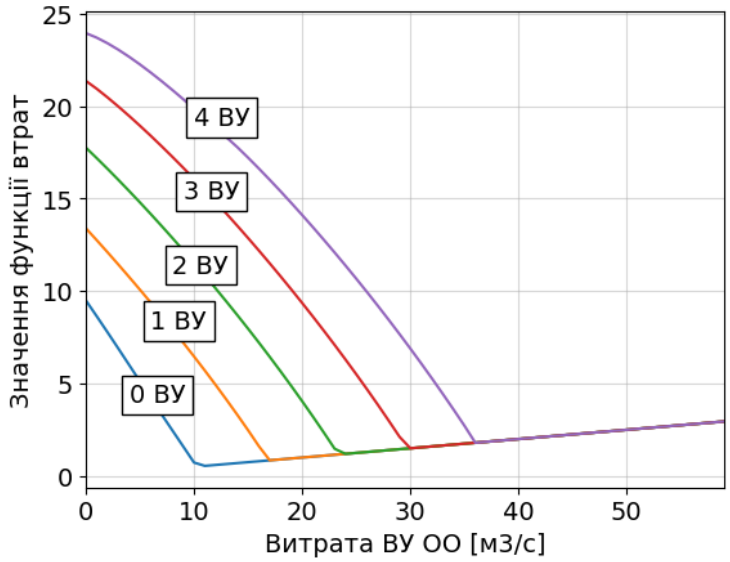


Рис. 4.35. Залежність функції втрат від витрати ВУ ОО та кількості працюючих ВУ КП (західний вітер, роботи в НБК відсутні).

Збільшення кількості працюючих ВУ КП приводить до пропорційного збільшення витрат ВУ ОО (рис. 4.35), відповідно оптимальна кількість працюючих ВУ КП визначається не з міркувань оптимізації витрат РА та ВУ, а з міркувань забезпечення певних експлуатаційних умов, таких як відсутність конденсації на поверхнях. Окремо варто звернути увагу на значну залежність оптимальної витрати ВУ ОО від напряму вітру (рисунок 4.36), при цьому найбільш небезпечним є напрям вітру зі сходу на захід.

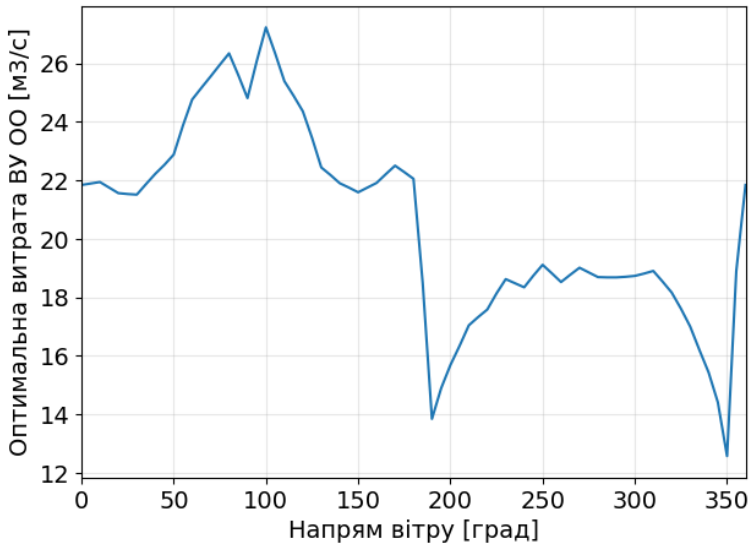


Рис. 4.36. Залежність оптимальної витрати ВУ ОО від напряму вітру (при швидкості вітру 3 м/с)

Порівняємо експлуатаційні витрати ВУ ОО з витратами отриманими після оптимізації. Для цього проведемо білінійну інтерполяцію по швидкості (v) та напряму вітру (θ), яка виконується за формулою:

$$f(v,\theta) = A \cdot f(v_1,\theta_1) + B \cdot f(v_2,\theta_1) + C \cdot f(v_1,\theta_2) + D \cdot f(v_2,\theta_2), \qquad (4.2)$$

де коефіцієнти A, B, C, D обчислюють “близькість” шуканої точки до відомих значень.

Експериментально встановлено, що для уникнення похибки, яка виникає при інтерполяції, та для додаткової перестраховки – отримані значення оптимальних витрат ВУ збільшуються на певну константу, а саме 1 м^3/с. Графіки витоків повітря (для 48 експлуатаційних годин) з ОО до та після оптимізації показано на рисунках 4.37-4.39.

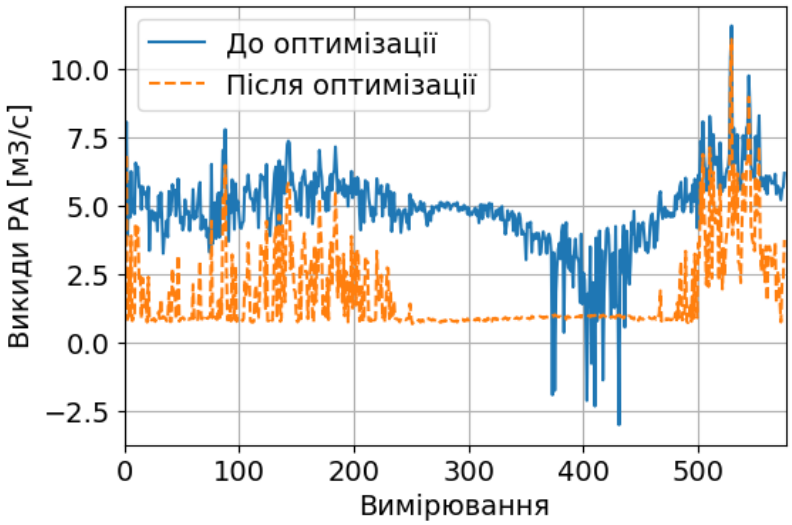


Рис. 4.37. Викиди повітря з РА через західний зазор (до та після оптимізації роботи ВУ)

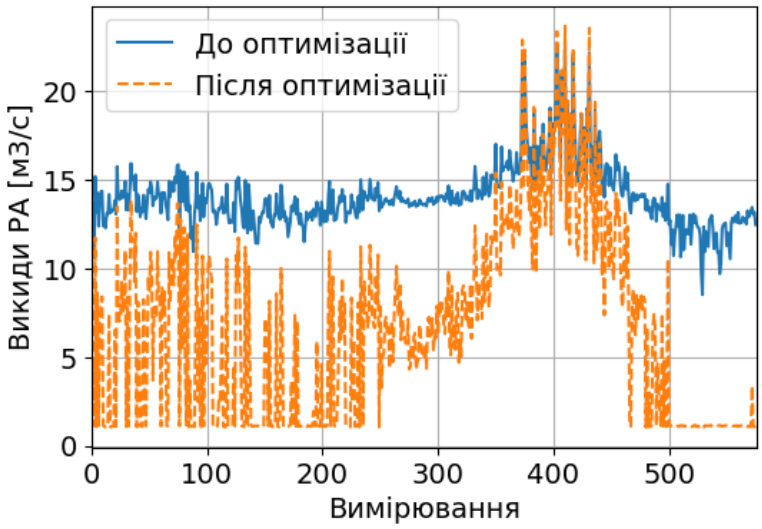


Рис. 4.38. Викиди повітря з РА через східний зазор (до та після оптимізації роботи ВУ)

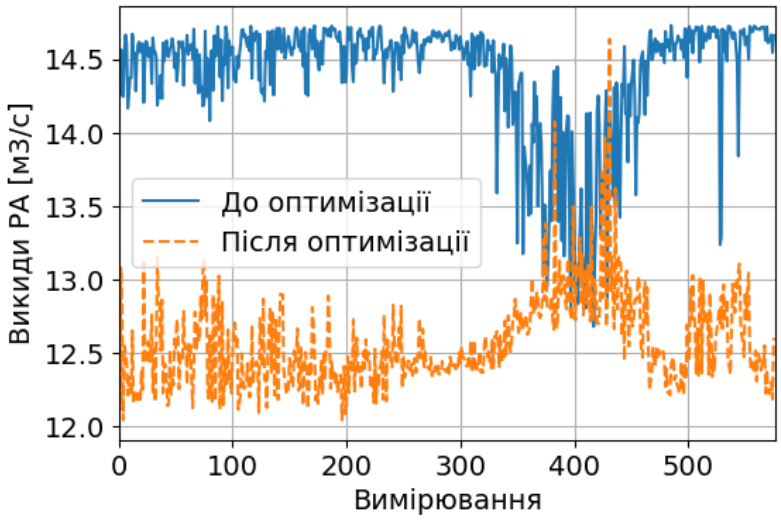


Рис. 4.39. Викиди повітря з РА до КП (до та після оптимізації роботи ВУ)

Використання оптимізованих витрат ВУ ОО дозволяє уникнути викидів РА з ОО (відсутність значень менше нуля на рисунку 4.37), при цьому розраховано, що за рахунок меншої витрати ВУ (рисунок 4.40) економія електроенергії складає близько 52%. Окрім цього, проведена оптимізація дозволила зменшити неконтрольовані викиди повітря з 4753 м^3 до 122 м^3 (протягом 40 розрахункових днів).

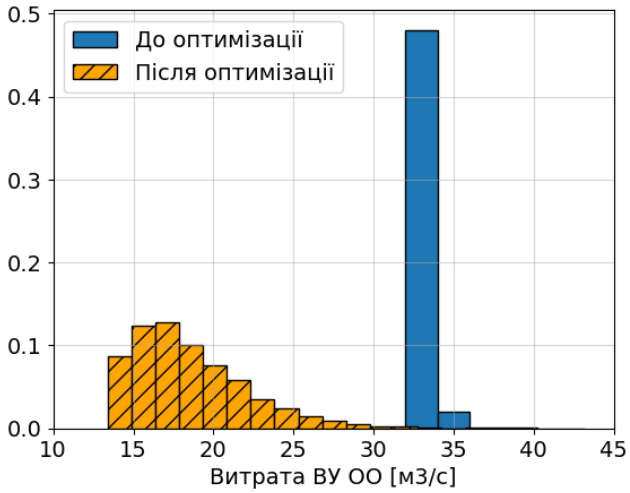


Рис. 4.40. Витрата ВУ ОО до та після оптимізації

Можна виділити так основні підходи до застосування отриманих оптимальних витрат ВУ:

1. Використання таблиці станів з відповідними витратами та її інтеграція (разом з інтерполятором), або ж апроксимація даної таблиці за рахунок відносно складних моделей машинного навчання, таких як нейро-нечітке моделювання, [107, 108] з подальшою інтеграцією в ІСУ НБК – недоліком такого підходу є необхідність періодичного повторення процедури оптимізації (паралельно зі зміною параметрів об’єкту);

2. Апроксимація таблиці станів за рахунок відносно простих моделей, таких як дерево рішень, які мають високу наглядність та можуть використовуватись в форматі “рекомендаційної” інструкції щодо керування. При побудові дерева рішень тестувались різні підходи до обробки вхідних даних, такі як перехід від напряму вітру, що в початковому варіанті є дискретною змінною, до категоріальних змінних, що визначають чотири або вісім напрямів (з кутом 90 та 45 градусів відповідно), або ж проекція вектору вітру на наведені напрями.

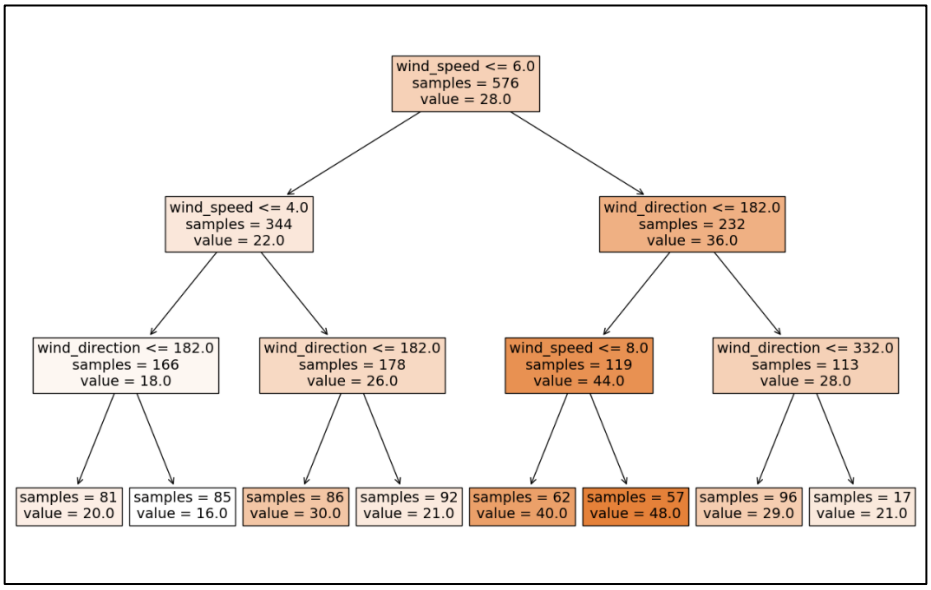


Рис. 4.41. Дерево рішень для вибору оптимальної витрати ВУ НБК в залежності від метеорологічних умов

Зроблено висновок, що найкраща точність та інтерпретованість досягається при відсутності попередньої обробки даних. Приклад такого дерева рішень (глибиною рівною трьом) для вибору оптимальних витрат ВУ при відсутності робіт в НБК та роботі двох установок КП показано на рисунку 4.40, середнє квадратичне відхилення похибки складає 3.8 м^3/с (рисунок 4.42).

В залежності від актуальних параметрів вітру інженер НБК може обрати оптимальний режим роботи ВУ. Недоліком такого підходу є відносно низька точність апроксимації, підвищення якої вимагає ускладнення моделей. В даному випадку необхідний перехід до глибини рівної десяти (середнє квадратичне відхилення похибки складає 1 м^3/с), що нівелює основну перевагу – наглядність.

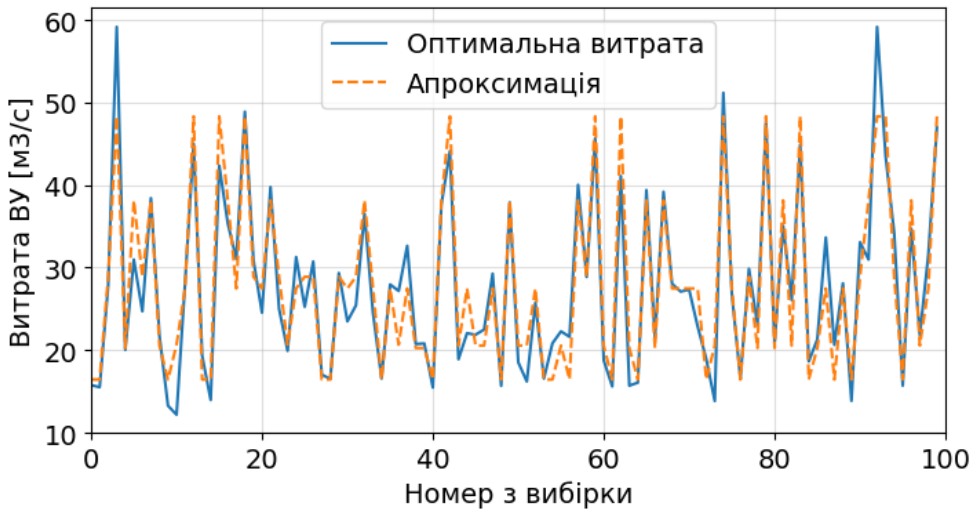


Рис. 4.42. Апроксимація функції оптимальних витрат ВУ за допомогою дерева рішень

3. Застосування оптимальних витрат в СППР, що дозволяє не лише показати оптимальну витрату ВУ в режимі реального часу, а й прорахувати різні прогнозні варіанти. Враховуючи, що повна інтеграція в ІСУ на даний момент не можлива, а підхід з використанням простих моделей дає значну похибку –

розроблення СППР є оптимальним варіантом. При цьому для прорахунку можливих діапазонів викидів РА, а також можливості проведення більш детального аналізу впливу метеорологічних умов на стан НБК – необхідно реалізувати відповідні методи та моделі за допомогою статистичного моделювання.

Висновки до розділу 4

1. Використання фізичної моделі для знаходження тисків всередині НБК показало свою ефективність, особливо в поєднанні з оптимізаційними методами для мінімізації похибок у визначенні площ протічок. Застосування багатопоточності в розрахунках значно підвищило продуктивність і скоротило час обробки даних.

2. Проведене тестування різних типів регресорів, з подальшим вибором нейронної мережі прямого поширення для прогнозування показів кожного з дифманометрів відкрило можливості для більш точного прогнозування перепадів тисків. Порівняльний аналіз фізичної моделі та ML моделі показав, що перевага ML моделі зростає зі збільшенням кількості даних, різноманітності умов роботи ВУ та кількості встановлених датчиків.

3. Оптимізація витрат ВУ допомогла зменшити викиди радіоактивних аерозолів з основного об’єму та значно скоротити споживання електроенергії. Застосування оптимальних витрат ВУ можливе у вигляді таблиць станів з можливою апроксимацією за допомогою моделей машинного навчання та подальшою інтеграцію в СППР.

РОЗДІЛ 5
РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Даний розділ присвячений розробці СППР, яка є ключовим елементом в управлінні ВУ НБК ЧАЕС. Розглядаються такі основні інтерфейси як: інтерфейс для прогнозування впливу метереологічних даних на розподіл очікуваних викидів РА (вимагає реалізації додаткових моделей), інтерфейс дослідження впливу різноманітних параметрів на стан об’єкту та інтерфейс відображення гідравлічного стану в режимі реального часу.

5.1 Реалізація інтерфейсу прогнозування та застосування метеорологічних даних

Значення показів датчиків, а саме швидкості вітру та напряму вітру для обох вибірок експериментальних даних, показано на рисунках 5.1 та 5.2.

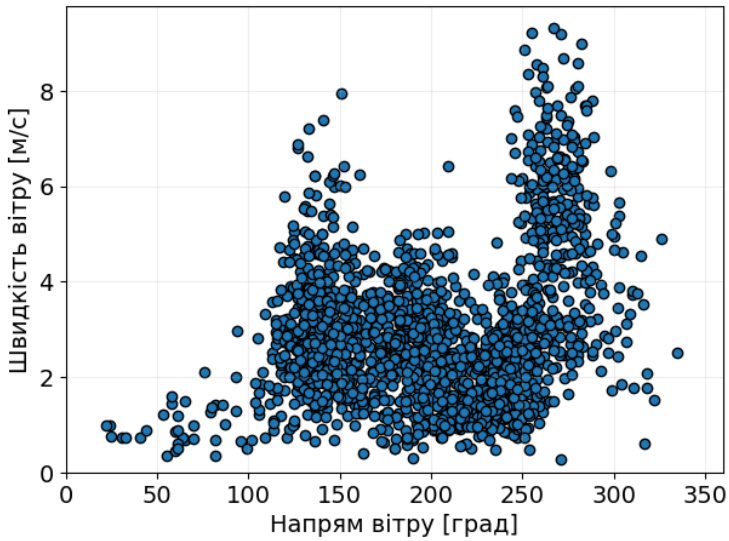


Рис. 5.1. Значення напряму та швидкості вітру для вибірки №1

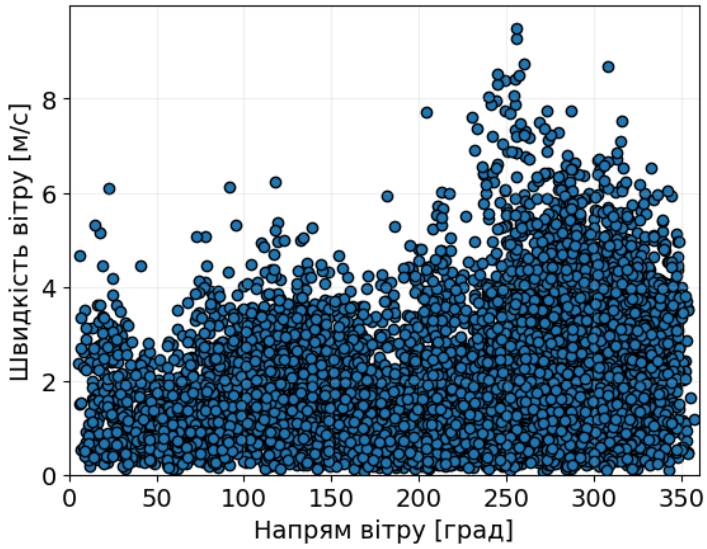


Рис. 5.2 Значення напряму та швидкості вітру для вибірки №2

Проведені тести Колмагорова (з рівнем значущості 0.05) дозволили підтвердити альтернативну гіпотезу про те, що швидкості вітру та напрями вітру (попарно для обох вибірок) слідують різним розподілам. Це пояснюється сезонністю в погодних умовах, а саме температурними коливаннями, метеорологічними явищами тощо. Незважаючи на дану відмінність, у зв'язку з малою кількістю наявних експериментальних даних, реалізація статистичних підходів виконується на об'єднаній виборці, що дозволяє перевірити запропоновані методи; при цьому майбутня реалізація сезонності зводиться до певного масштабування моделей.

Відповідно до методу описаного в розділі 2, першим етапом є знаходження розподілів густини ймовірності для швидкості та напряму вітру. Для знаходження розподілу густини ймовірності напряму вітру використається звичайний емпіричний підхід; відносна частота напряму вітру та емпірична функція розподілу показані на рисунку 5.3.

Рис. 5.3. Розподіл напряму вітру

Для оцінки розподілу швидкості вітру об’єднаної вибірки даних за допомогою методу максимальної правдоподібності виконано знаходження параметрів розподілу Вейбулла: k=1.65, λ=2.4 (рисунок 5.4).

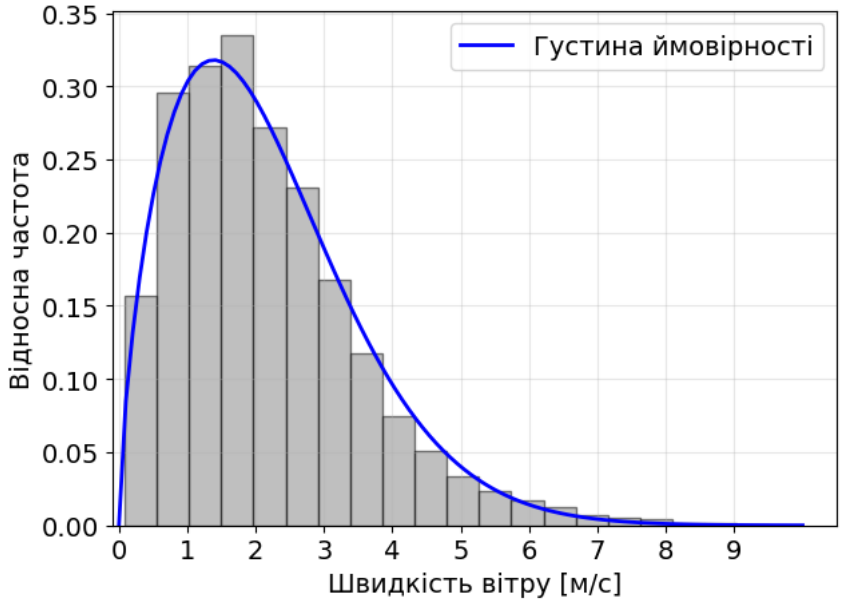


Рис. 5.4. Розподіл швидкості вітру

Проведені тести зі знайденими функціями розподілу показали, що покращення точності симуляцій з використанням синтетичних погодних умов можливе за рахунок врахування залежності швидкості вітру від напряму вітру, з цією метою реалізований клас для “навчання” 36 окремих розподілів Вейбулла з кроком 10 градусів по напряму вітру (рисунок 5.5). Під час симуляцій спочатку знаходиться напрям вітру, а потім, за допомогою відповідного розподілу Вейбулла, отримується значення швидкості.

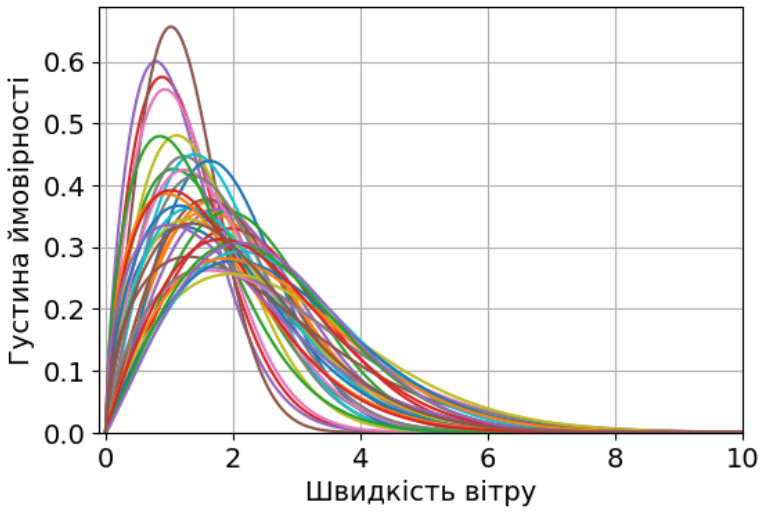


Рис. 5.5. Розподіл швидкості вітру (для різних напрямів вітру)

За допомогою отриманих функцій розподілу змоделюємо вибірку зі 43800 показів швидкості та напряму вітру (відповідає одному року роботи) та знайдемо функції розподілу оптимальних витрат ВУ при наявності та відсутності робіт в НБК (нормальний режим роботи – 2 працюючі ВУ КП).

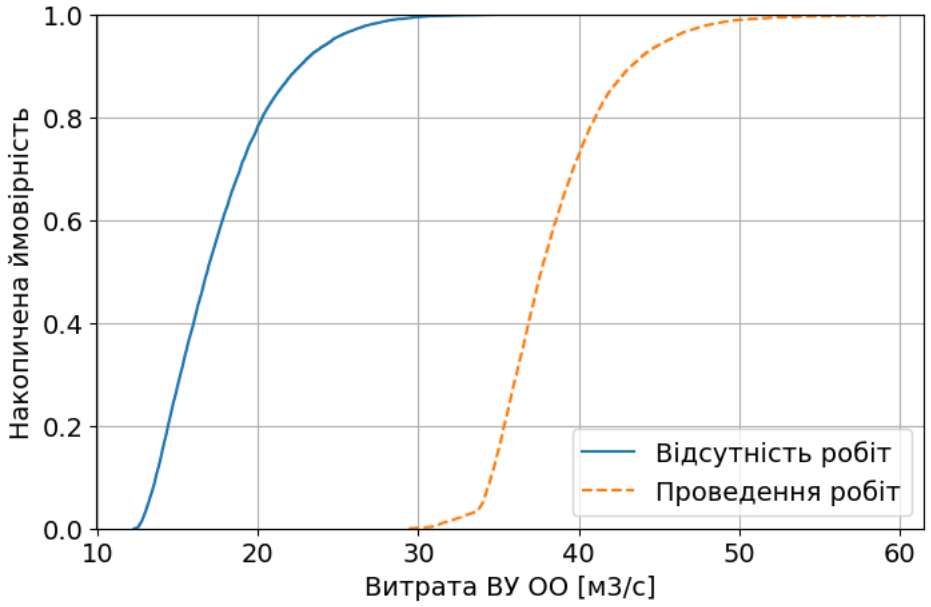


Рис. 5.6. Розподіл функції ймовірності оптимальної витрати ВУ в залежності від наявності накачки повітря в шлюзи

Як видно з рисунку 5.6 при відсутності робіт в НБК достатньо підтримувати витрату ВУ ОО на рівні 30 м^3/с (співпадає з рисунком 37), при наявності робіт (а саме накачці повітря в шлюзи) – близько 53 м^3/с. Дані значення відповідають 99.5 процентилям, що можна інтерпретувати як те що лише в 1 з 200 випадків необхідно піднімати витрати ВУ вище даного значення. Інші статистки для оптимальних витрат ВУ наведені в таблиці 5.1.

Таблиця 5.1

Статистичні показники оптимальної витрати ВУ ОО

Режим роботи	Середнє значення	Максимальне значення	Процентиль		
			95	99	99.9
Відсутність робіт в НБК	17.58	39.82	24.65	28.58	34.09
Наявність робіт в НБК	38.39	59.17	45.5	50.3	59.17

Можливе використання функцій розподілу для швидкості та напряму вітру при проведенні Монте-Карло симуляцій. Приклад такого розрахунку для нормального режиму роботи ВУ ОО (з експериментальної виборки складає близько 36 $м^3/с$) при нормальному режиму, при 2 працюючих ВУ КП та при відсутності робіт в НБК показано на рисунку 5.7 (для зручності не показані викиди рівні нулю). Проведені 1000 симуляцій показали, що, з шансом 90%, викиди РА протягом одного дня будуть відсутні, при цьому, якщо викиди наявні, то очікуване (середнє) значення складає 451 $м^{3.}$

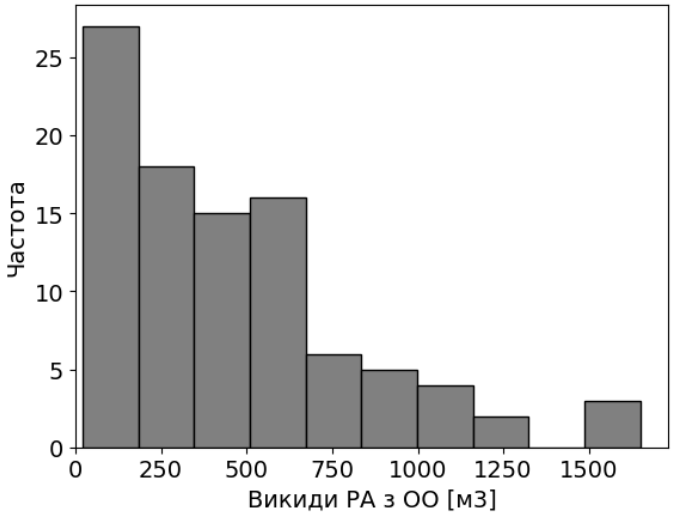


Рис. 5.7. Кількість викидів з ОО протягом дня (розраховано методом Монте-Карло)

Аналогічно можна розрахувати очікувану кількість викидів при наявності робіт в НБК. Оскільки нагнітання повітря в шлюзи та ОО відповідно здійснюється короткостроково, доцільно прийняти часовий інтервал рівним 1 годині.

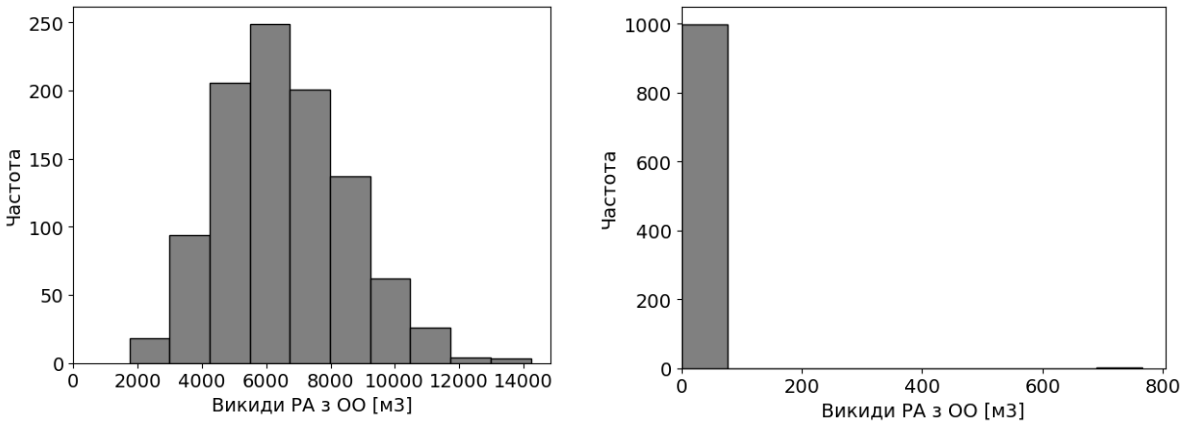


Рис. 5.8. Кількість викидів з ОО протягом однієї години при проведені робіт в НБК (розраховано методом Монте-Карло). Середня (зліва) та максимальна (справа) витрата ВУ ОО

Результати симуляції при нормальній (36 м^3/с) та при максимальній (59 м^3/с) витраті ВУ ОО показані на рисунку 5.8. Як видно з рисунку – якщо не підвищувати витрату ВУ ОО, то очікувана кількість викидів складає 7000 м^3, максимальна ж витрата ВУ ОО майже напевно зводить їх до нуля, однак приводить до надлишкових витрат електроенергії. За допомогою використання методу Монте-Карло, можна знайти очікувану кількість викидів в залежності від витрати ВУ ОО. Результати розрахунків, а саме середні значення викидів та 95% довірчий інтервал, показані на рисунку 5.9. Знайдено мінімальну рекомендовану витрату (54 м^3/с) для якої викиди з ОО зведені для нуля.

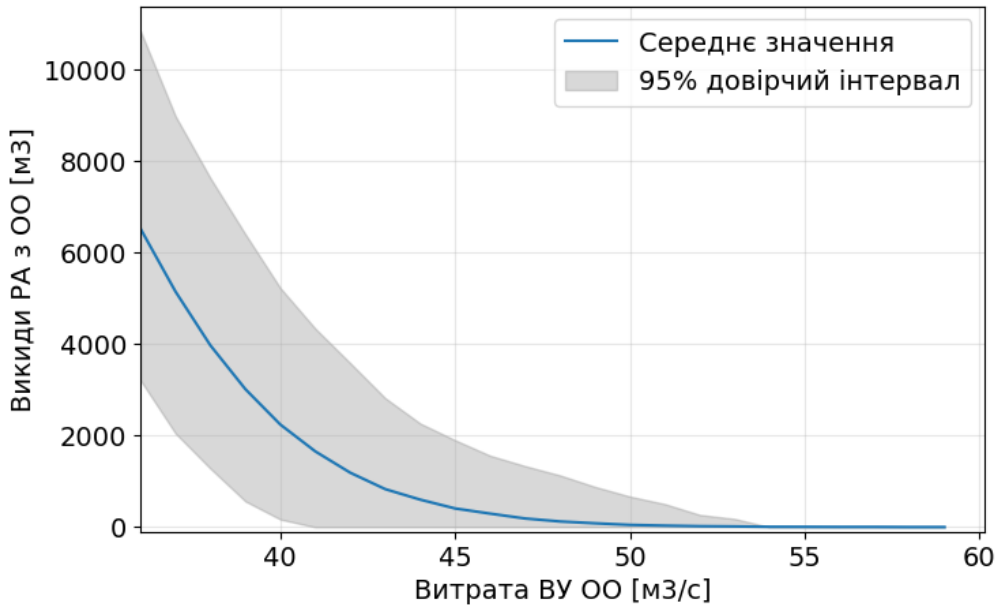


Рис. 5.9. Кількість викидів повітря з ОО протягом однієї години при проведені робіт в НБК (розраховано методом Монте-Карло) в залежності від витрати ВУ ОО

Знаючи, що очікувана концентрація РА всередині НБК при розбиранні конструкцій складає близько 210 Бк/м^3, можна розрахувати як очікувану інтенсивність викидів, так і сумарні викиди РА за певний період. Відповідні

функціональні можливості, реалізовані в СППР та показаний на рисунку 5.10, дозволяють задати кількість працюючих установок КП, наявність накачки повітря в шлюзи, концентрацію РА всередині НБК, а також кількість симуляцій та отримати очікувані викиди РА як в графічному, так і в табличному виді.

Рис. 5.10. СППР інтерфейс для задання умов моделювання

Приклад розрахунку за допомогою СППР (при 2 працюючих установках КП, накачці повітря в шлюзи, 100 симуляціях та максимальній активності радіації) показано на рисунках 5.11 та 5.12.

	Витрата ВУ ОО [м3/год]	Очікувані викиди [м3] за 1 годин	Викиди радіації [Бк] за 1 годин	Викиди радіації [МБк] за місяць
0	18,000	28,791.0154	287,910.1543	207.2953
1	36,000	14,151.2998	141,512.9977	101.8894
2	54,000	5,850.9355	58,509.3545	42.1267
3	72,000	1,744.0834	17,440.8337	12.5574
4	90,000	192.8414	1,928.4145	1.3885
5	108,000	58.321	583.2104	0.4199
6	126,000	0	0	0

Рис. 5.11. Результат роботи СППР: очікувані викиди повітря та РА в залежності від витрати ВУ ОО

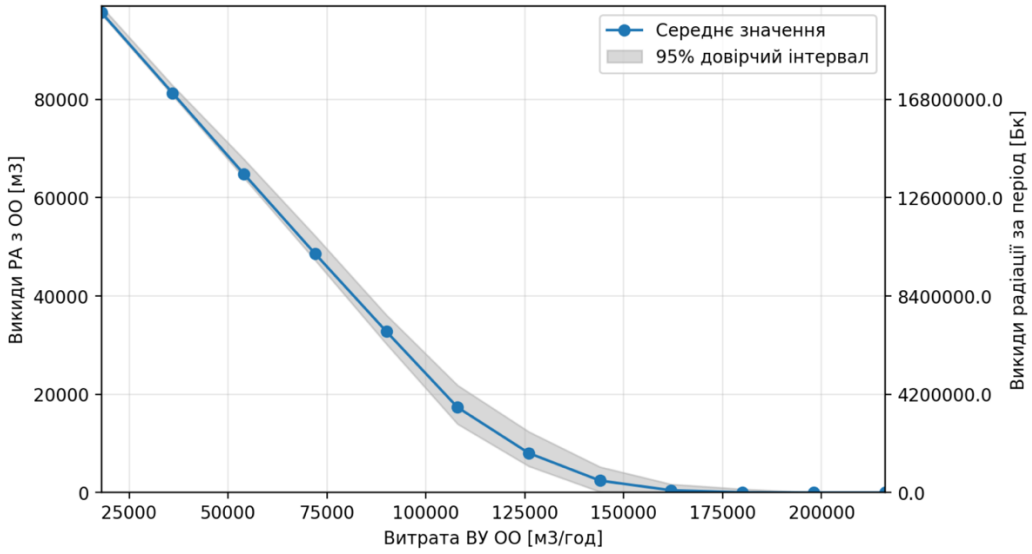


Рис. 5.12. Результат роботи СППР: викиди радіації за 1 годину в залежності від заданих витрат ВУ ОО

Окрім очікуваних викидів радіації протягом заданого часу додатково наводяться сумарні викиди РА за місяць, що дозволяє оцінити відсутність чи наявність перевищення допустимого ліміту викидів [27].

5.2 Реалізація інтерфейсу дослідження впливу параметрів на неорганізовані викиди повітря

На гідравлічний стан НБК впливають не тільки зміні параметри вітру, а й інші параметри, такі як наявність накачки повітря в шлюзи, кількість працюючих установок КП, площі неконтрольованих протічок, які можуть зростати з часом. З метою забезпечення персоналу інформацією щодо впливу даних параметрів на викиди повітря з ОО розроблено відповідний інтерфейс, показаний на рис 5.13.

Окрім можливості задання змінних параметрів, наведений екран дозволяє задати швидкість та напрям вітру, з відповідною візуалізацією відповідно НБК. В результаті розрахунку отримується таблиця зі значенням протічок з ОО (рис. 5.14)

в залежності від витрат ВУ, яку можна завантажити з СППР, та відповідне графічне відображення, при цьому для зручності додатково показуються об’ємні витрати ВУ, як за одну секунду (використовується в моделях), так і за одну годину (використовується персоналом).

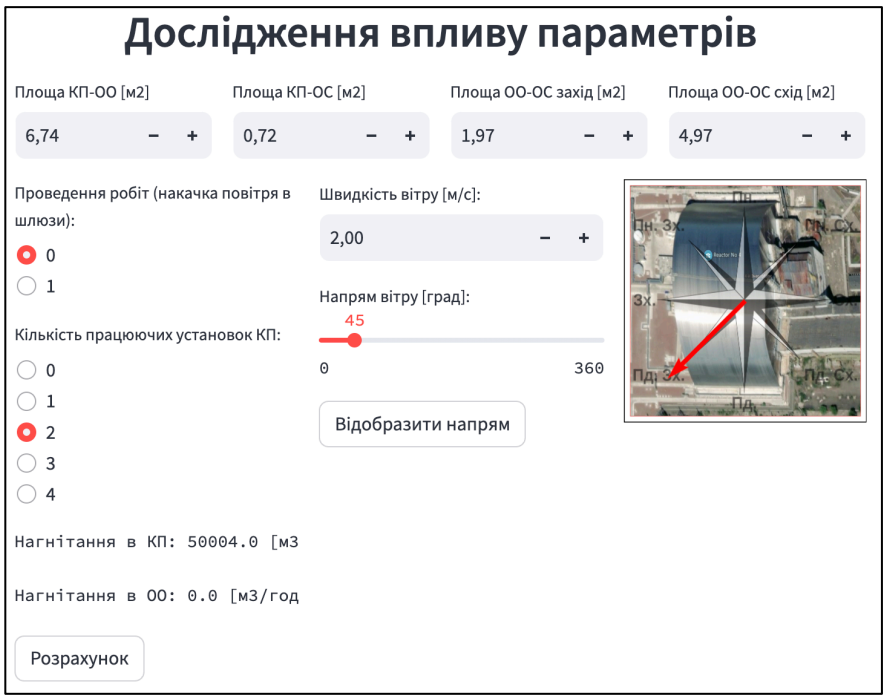


Рис. 5.13. СППР інтерфейс для дослідження впливу параметрів на рівень викидів повітря з ОО

Витрата ВУ ОО [м3/год]	Західні протічки [м3/с]	Східні протічки [м3/с]	Внутрішні протічки [м3/с]
36,000	-2.4325	0.1205	12.3398
39,600	-2.3971	1.0504	12.3453
43,200	-2.3079	1.9429	12.3625
46,800	-2.1687	2.7818	12.3884
50,400	-1.9819	3.5601	12.4196
54,000	-1.7424	4.2838	12.4583
57,600	-1.4423	4.9431	12.5
61,200	-1.0637	5.5203	12.5416

Рис. 5.14. Результат СППР: протічки в залежності від витрат ВУ ОО

За допомогою розробленого інтерфейсу дослідимо вплив параметрів, а саме найбільш критичні сценарії, до яких можна віднести:

1) Значні пориви вітру, швидкістю близько 20 м/с (реально зафіксоване значення в даній місцевості, 28 жовтня 2023 року) при західному та східному напряму вітру;

2) Зростання площ протічок західного, східного зазорів (з або без одночасного збільшення інших площ) в 2 рази, що очікується при подальшій експлуатації НБК;

Порівняння викидів з ОО для східного вітру швидкістю 2 та 20 м/с показано на рисунках 5.15 та 5.16 (2 працюючі установки КП, відсутність накачки в шлюзи).

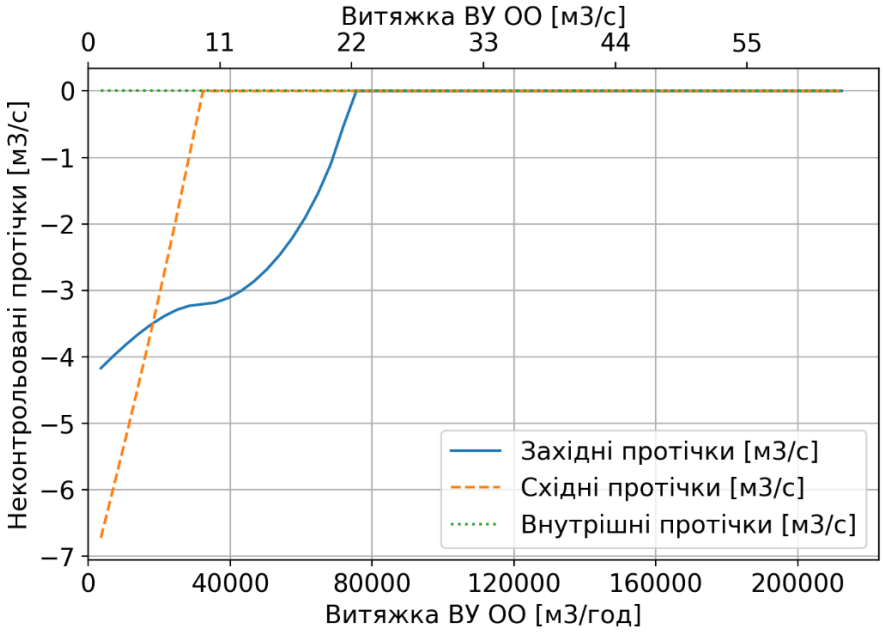


Рис. 5.15. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 2 м/с

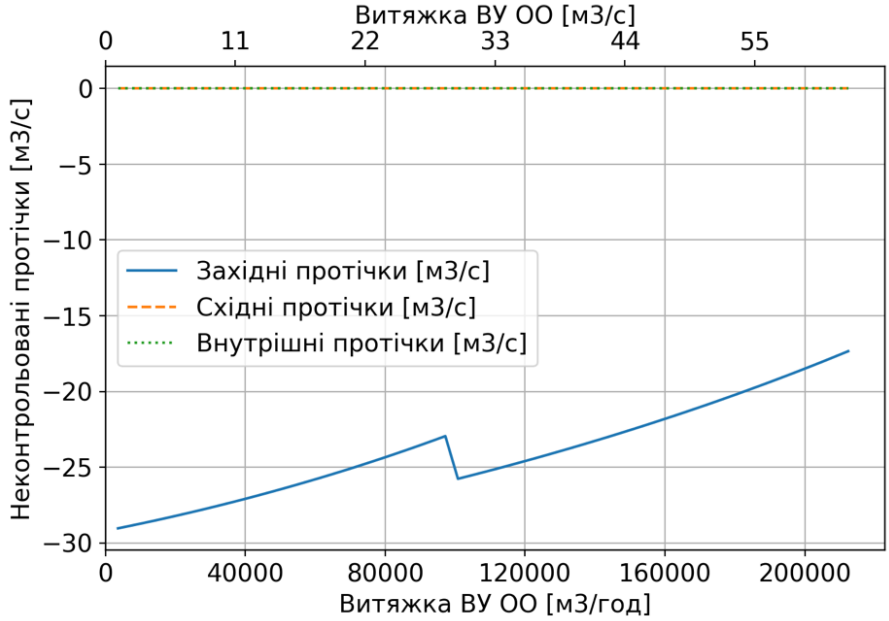


Рис. 5.16. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 20 м/с

Як видно з отриманих результатів – східний вітер такої швидкості (20 м/с) є максимально небезпечним, оскільки, навіть при максимальній витраті витяжки з ОО, рівень західних протічок складає 17 м^3/с. Наявність перелому на рисунку говорить про певну нестабільність моделей при критичних параметрах. Встановлено, що критичне допустиме значення швидкості вітру, тобто такий східний вітер, при якому ще можливо уникнути викидів, складає 12 м/с. Задавши об'ємну активність (наприклад на рівні 210 Бк/м^3) можна використати результати СППР для розрахунків сумарних викидів радіації та провести відповідне моделювання їх розповсюдження протягом певного періоду часу, наприклад 1 години. Візуалізація результатів такого моделювання в ПЗ HotSpot (радіонуклід Cs^{137}, східний вітер 20 м/с, одночасний викид 4 МБк) показано на рисунку _. Атмосферні моделі HotSpot призначені для випадків близьких до поверхні викидів, розподілу на короткі відстані (менше 10 км) і тривалості викидів на короткий термін (менше 24 годин) в безперешкодному рельєфі та простих

метеорологічних умовах [109]. Отримані концентрації оцінюються як відносно низькі, однак є важливими для врахування довгострокових наслідків.

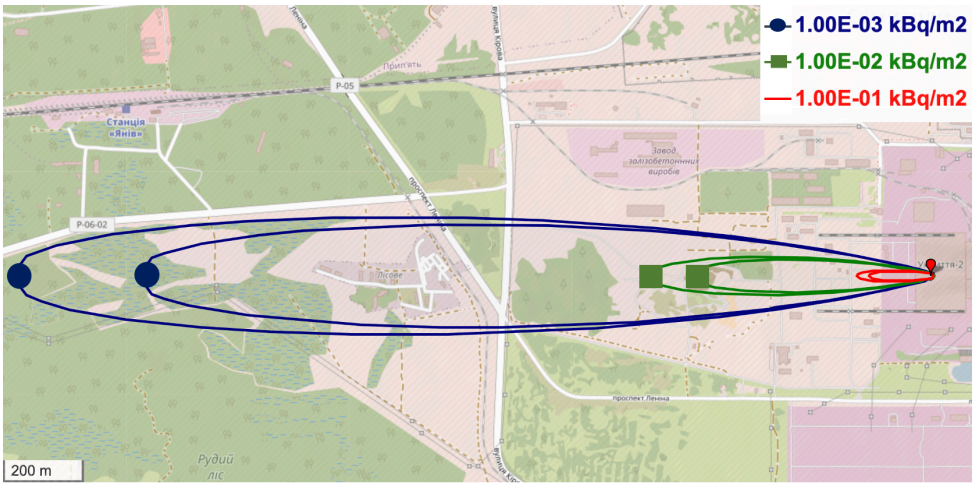


Рис. 5.17. Концентрації осідання радіоактивних речовин при об’ємних викидах 17 м^3/с та 25 м^3/с (східний вітер 20 м/с)

Аналогічні результати розрахунку викидів повітря для західного вітру швидкістю 2 та 20 м/с показано на рисунках 5.18 та 5.19.

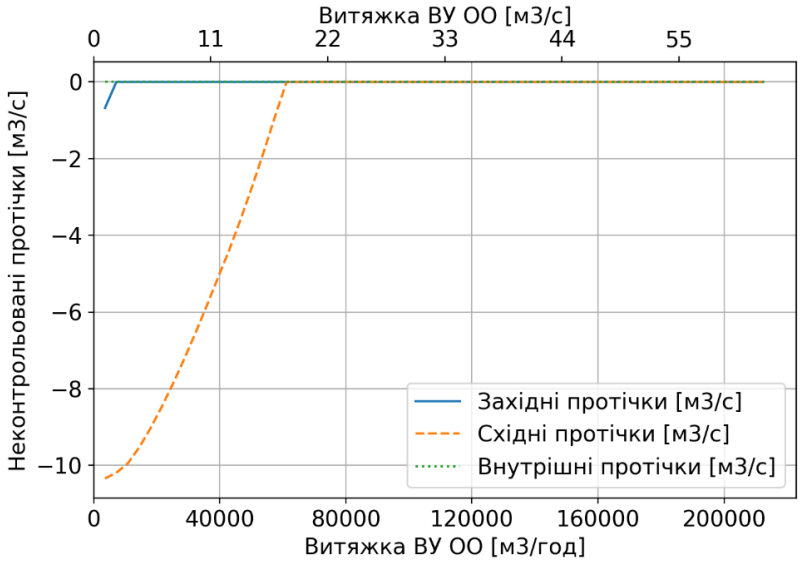


Рис. 5.18. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 2 м/с

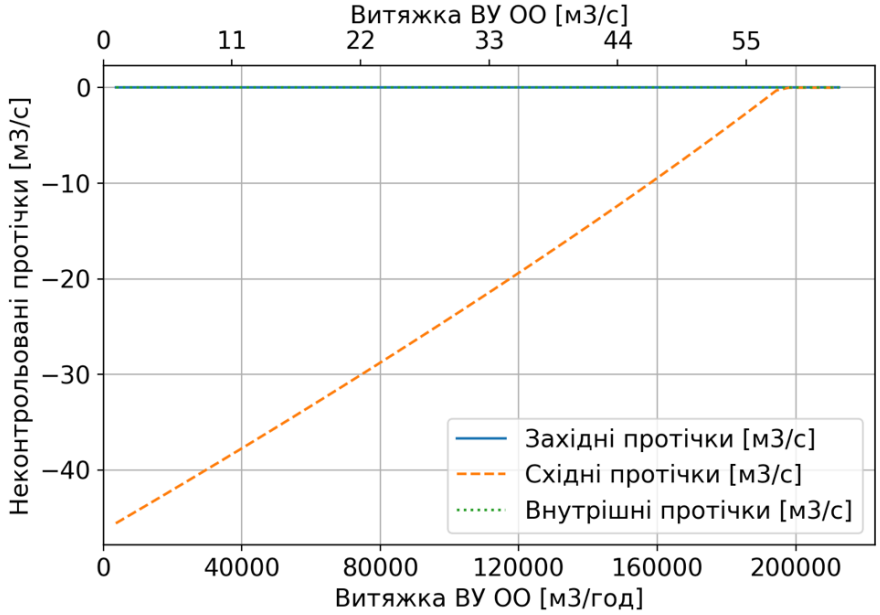


Рис. 5.19. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 20 м/с

Встановлено, що витрата ВУ ОО на рівні 200.000 м^3/год дозволяє уникнути викидів через східний зазор, при цьому критичне допустиме значення швидкості вітру складає 22 м/с.

Для аналізу впливу збільшення площ протічок задано такі умови, що відповідають наявним експлуатаційним даним (2 працюючі установки ВУ КП, відсутність накачки повітря в шлюзи) та найбільш небезпечному напряму вітру (східний вітер). Знайдено, що, при такій постановці, теперішня постійна витрата ВУ ОО на рівні 130.000 м^3/год (36 м^3/с) забезпечує відсутність викидів при швидкостях вітру до 5 м/с (рис. 5.20). Збільшення площ протічок в два рази при тих же інших параметрах призводить то необхідності збільшення витрати ВУ ОО до 190.000 м^3/год (рис. 5.21), при цьому максимальна не критична швидкість вітру при тих же витратах ВУ ОО складає вже не 5 м/с, а 2.5 м/с, що значно обмежує можливість роботи при постійній потужності ВУ.

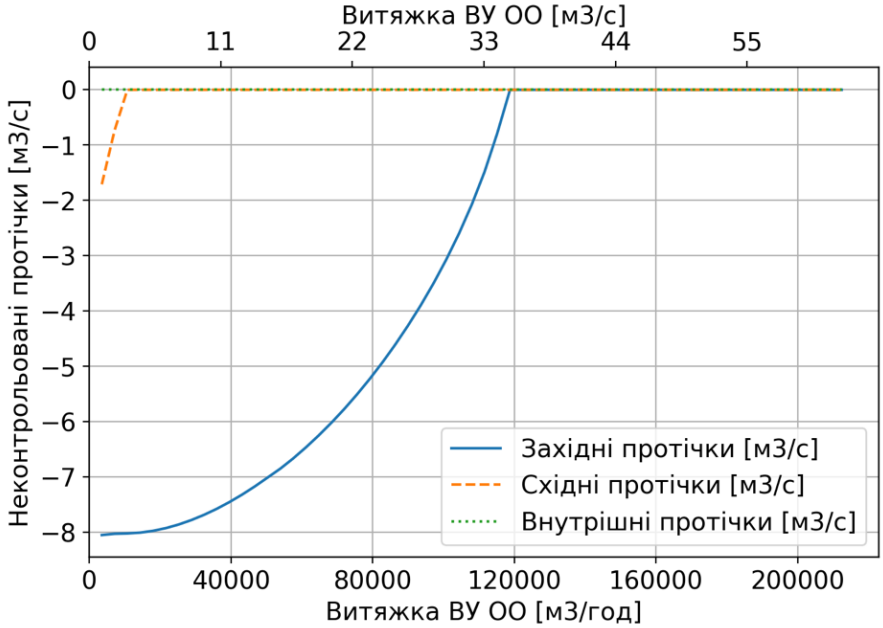


Рис. 5.20. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 5 м/с (нормальні умови роботи)

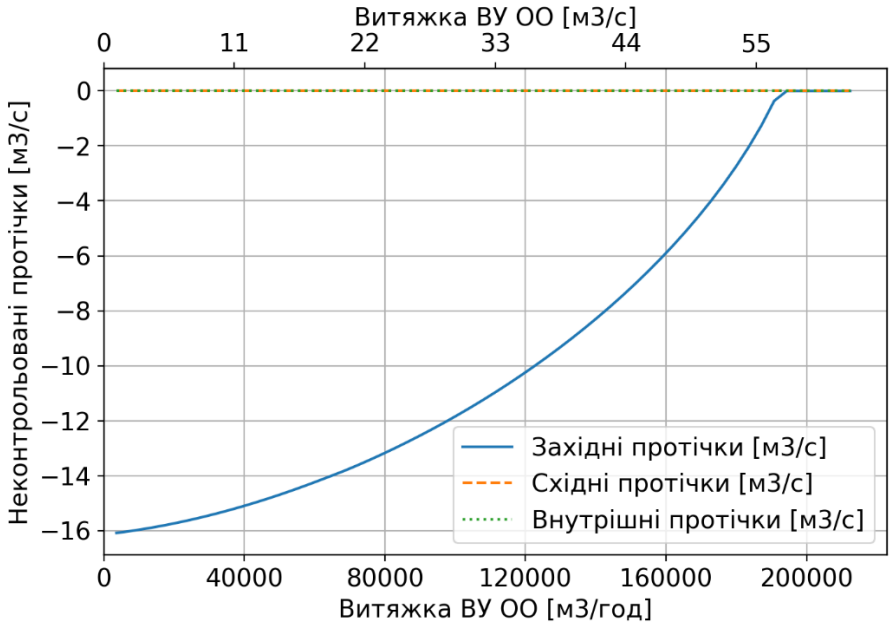


Рис. 5.21. Результат роботи СППР: протічки при східному вітру швидкістю 5 м/с (нормальні умови роботи) та збільшенні площ протічок в 2 рази

Приклад впливу площ протічок на концентрації викидів, а саме розрахунок HotSpot, показано на рисунку 5.22.

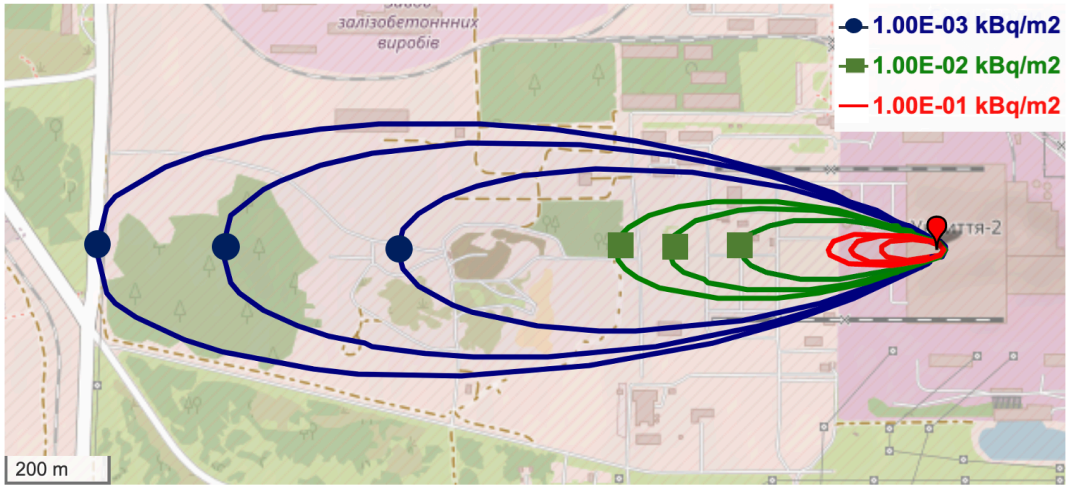


Рис. 5.22. Концентрації радіації при сумарних викидах (5, 10 та 15 м^3/с)

Розроблений інтерфейс надає інженерам та технічному персоналу інструменти для точного аналізу впливу різних параметрів, таких як швидкість та напрямок вітру, стан протічок, та витрати ВУ, на рівень викидів повітря. Ця інформація є життєво важливою для прийняття обґрунтованих рішень щодо оптимізації умов експлуатації НБК та мінімізації ризиків, пов'язаних з радіаційною безпекою. Зокрема, застосування інтерфейсу дозволяє оперативно реагувати на зміни умов, адаптуючи роботу обладнання для забезпечення сталого контролю над викидами. Це особливо важливо в умовах, коли зміни погодних умов або зносу конструкцій можуть призводити до непередбачених збільшень протічок. Такий підхід не лише підвищує рівень безпеки об'єкта, але й сприяє зниженню потенційного впливу на навколишнє середовище. Окрім цього можливе застосування отриманих результатів для розрахунків в сторонніх програмах.

5.3 Реалізація інтерфейсу аналізу гідравлічного стану Конфайнменту

Оскільки швидкість реагування на зміни умов експлуатації НБК є ключовою для забезпечення його безпеки та ефективності функціонування, користувача СППР варто забезпечити відповідним інтерфейсом, що здатний оперативно надавати актуальну інформацію та відповідно є важливою складовою комплексної системи моніторингу та управління об'єктом.

Показаний на рисунку 5.22-5.23 інтерфейс надає точну та оперативну інформацію про поточні параметри гідравлічного стану НБК. Серед основних показників, які відображаються у режимі реального часу:

1. Витрати ВУ, які включають дані про реальні та оптимізовані показники, розраховані за допомогою розроблених моделей.

2. Швидкість та напрям вітру.

3. Об’єми неконтрольованих протічок як теперішні, так і історичні (що є критичним для розуміння та управління загальним гідравлічним балансом НБК та забезпеченням уникнення викидів з ОО).

4. Графіки, що відображають історичну різницю між реальною та оптимальною витратою ВУ ОО, а також покази дифманометрів (рис. 5.21).

Застосування інтерфейсу в режимі реального часу дозволяє оперативно адаптувати робочі параметри системи, реагуючи на динамічні зміни умов, що надзвичайно важливо для підтримання стабільності та безпеки НБК. Крім того, можливість моніторингу в режимі реального часу сприяє ефективному управлінню ресурсами, підвищенню ефективності експлуатації обладнання та оптимізації процесів управління вентиляцією.

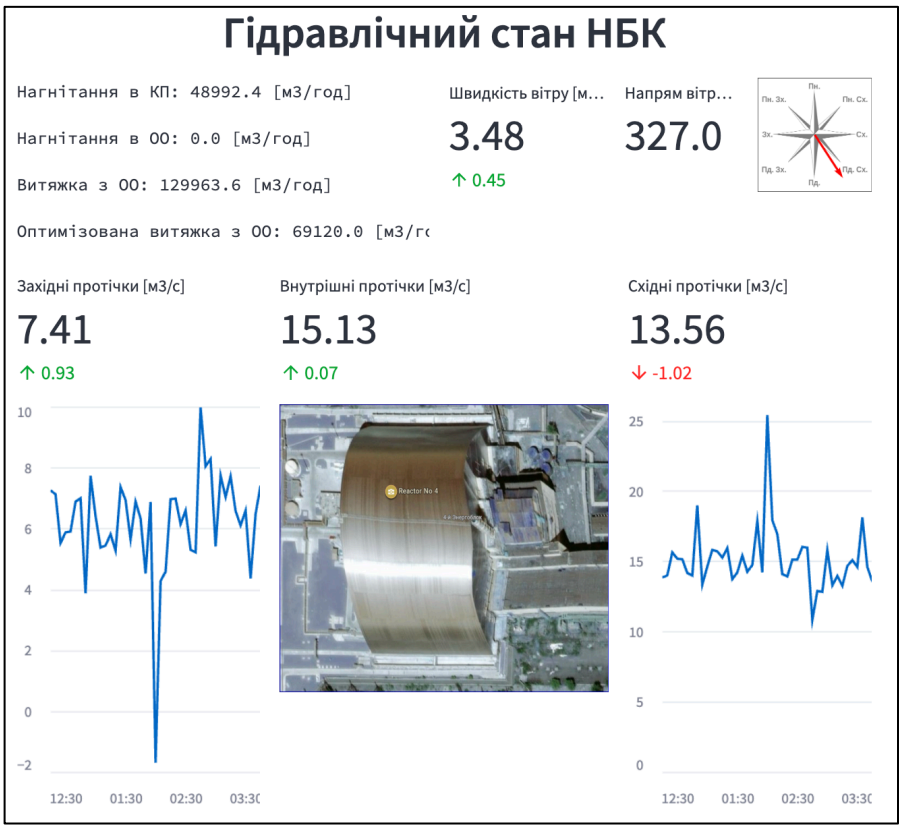


Рис. 5.22. СППР інтерфейс для відображення гідравлічного стану НБК

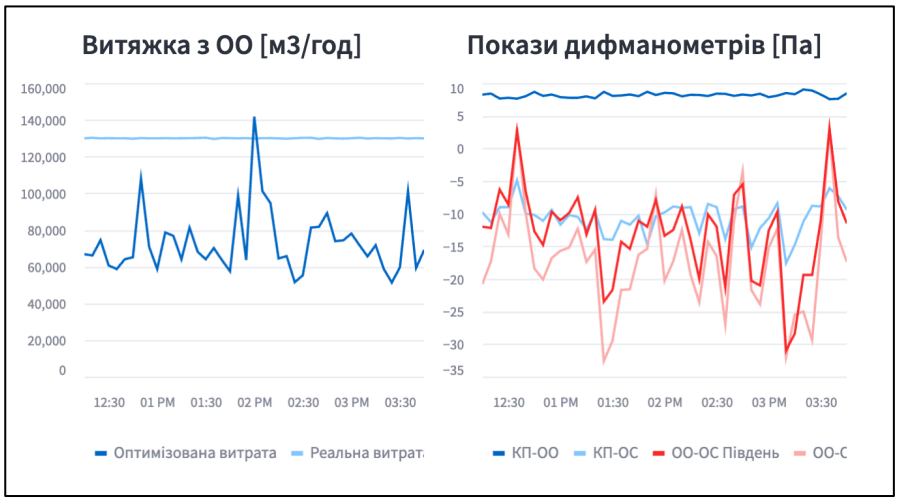


Рис. 5.23. СППР інтерфейс для відображення гідравлічного стану НБК

5.4 Рекомендації щодо застосування СППР та розроблених моделей

Ефективність використання СППР значною мірою залежить від правильності її застосування та здатності персоналу інтерпретувати надану інформацію. Враховуючи це, необхідно розглянути декілька ключових аспектів, які забезпечать найбільшу користь від використання СППР та розроблених моделей.

Перш за все, для забезпечення зручності та ефективності застосування СППР, система супроводжується документацією, яка охоплює основні аспекти роботи з інтерфейсом, включаючи посібник користувача, технічні інструкції та рекомендації щодо інтерпретації даних. Також, інтерфейс для аналізу історичних даних дозволяє персоналу краще зрозуміти тенденції та зміни у гідравлічному стані НБК, що є ключовим для виявлення потенційних проблем та оптимізації умов експлуатації.

Важливим є те, що для отримання інформації про стан об’єкту та всіх розрахунків використовується API на основі розробленого модуля гідравлічного стану. Це API підтримує автоматичне оновлення параметрів моделей, що значно знижує вимоги до втручання персоналу та забезпечує актуальність даних.

Водночас, очікується, що точність розроблених моделей буде зростати пропорційно до кількості наявних експлуатаційних даних, що забезпечить більш надійне прогнозування. Для підвищення точності прогнозування внутрішніх тисків, особливо важливо встановлення додаткових дифманометрів, зокрема на східній частині НБК. Це дозволить отримати більш деталізовану картину гідравлічного стану та більш оперативно реагувати на зміни в умовах роботи об'єкту.

Враховуючи зазначені рекомендації, можна забезпечити не тільки ефективне використання СППР, але й високий рівень безпеки та оптимізацію процесів управління гідравлічним станом НБК.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання даного дисертаційного дослідження вирішено актуальне наукове завдання з розробки науково-методичних підходів щодо оптимізації управління ВУ НБК ЧАЕС. Зазначене наукове завдання має істотне значення для розвитку теоретичних і прикладних основ управління вентиляційних установок динамічних систем підвищеної небезпеки, зокрема таких, що пов'язані зі зберіганням ядерних відходів. Враховуючи унікальні аспекти роботи та тривалий період експлуатації НБК, необхідність захисту людей і навколишнього середовища від радіаційних ризиків, а також відсутність подібних рішень у світі, можна визначати результати досліджень такими, що мають високу значущість.

В дисертаційному дослідженні отримані наступні основні результати:

1. Вперше, для Нового Безпечного Конфайнменту, розроблено архітектуру системи підтримки прийняття рішень щодо оптимального управління вентиляційними установками, що дозволяє в режимі реального часу отримувати інформацію щодо оптимальних витрат ВУ та проводити прогнозні розрахунки гідравлічного стану НБК.

2. Вперше запропоновано алгоритм з використанням багатопоточності (паралелізм на рівні даних) для удосконалення алгоритмічно-програмних методів визначення тисків всередині НБК та площ неконтрольованих протічок на основі фізичної моделі, що дозволило пришвидшити розрахунки в 5 разів (паралельність 80%).

3. Вперше розроблено спосіб використання моделей машинного навчання для оцінки гідравлічного стану НБК, який відрізняється від відомих тим, що використовує нейронні мережі для прогнозування перепадів тисків, що дозволило підвищити точність прогнозування тисків всередині НБК, а саме зменшити

середню абсолютну похибку прогнозування на 30.5% (0.432 Па) для внутрішнього датчика та 34% (5.61 Па) для зовнішніх датчиків.

4. Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод знаходження оптимальних витрат ВУ при змінних граничних умовах з використанням моделей на основі машинного навчання, який дозволив знизити витрати електроенергії в 2 рази (на 52%), а витоки радіоактивних аерозолей за межі НБК на 98% (з 4753 $м^3$ до 122 $м^3$).

5. Вперше розроблено алгоритмічно-програмний метод оцінки очікуваних викидів радіоактивних аерозолей за межі НБК на підставі статистичних метеорологічних даних, що дозволило отримати розподіл викидів при різних режимах роботи вентиляційних установок.

6. Мета досліджень, яка полягала в мінімізації викидів радіоактивних аерозолей та оптимізації витрат електроенергії шляхом підвищення ефективності управління вентиляційними установками НБК з використанням прогнозуючих моделей, вирішена повністю. Наукові результати дослідження є значним внеском у розвиток теоретичних і прикладних основ управління вентиляційних установок динамічних систем підвищеної небезпеки, зокрема пов'язаних зі зберіганням ядерних відходів.

7. Практичне використання розроблених моделей та програмних засобів дозволило підвищити ефективність управління ВУ, мінімізувати необхідний час для прийняття рішень щодо управління. Розроблений метод оптимізації витрат ВУ показав можливість уникнення більшості викидів РА (близько 98% на тестовій виборці), з одночасним зменшенням витрат електроенергії в 2 рази (до 52%). Результати дослідження прийнято до впровадження в Державному спеціалізованому підприємстві «Чорнобильська АЕС» (№ 0700-148 від 29.06.2023); в Інституті технічної теплофізики НАН України (акт реалізації від 12.01.2024 р.); в навчальному процесі Національного технічного університету

України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (акт реалізації від 15.09.2023 р.) при викладанні дисципліни «Математичне моделювання та оптимізація процесів і системи».

9. В якості можливих напрямків продовження дослідження можна відмітити розроблення алгоритмів для врахування змінної концентрації РА в основному об’ємі, розроблення методів що враховують інерційність об’єкту (вимагає проведення експериментальних тестів), розвиток методів прогнозування метереологічних даних для підвищення точності розрахунку викидів РА, а також інтеграцію з іншим програмним забезпеченням, наприклад, таким, що розраховує розповсюдження РА всередині НБК.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Basu, D., Miroshnik, V.W. (2019). The Political Economy of Nuclear Energy. Palgrave Macmillan, Cham. pp. 7-21. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27029-2_2

2. Commission Delegated Regulation (Eu) 2022/1214 of 9 March 2022, official Journal of the European Union, L 188, Volume 65 15 July 2022, ISSN 1977-0677

3. Чернобыльская катастрофа. Г. Барьяхтар, Г. А. Готовчиц, Д. М. Гродзинский. Монография. Киев: Наукова думка. 1995. 559 с.

4. Справка о количестве ядерного топлива на энергоблоке № 4 Чернобыльской АЭС в момент аварии. Утверждена главным инженером ПО ЧАЭС 30.01.96 г. // ИПБ АЭС НАН Украины. Арх. № 3972. 1 с.

5. Анализ текущей безопасности объекта «Укрытие» и прогнозные оценки развития ситуации: отчет о НИР // МНТЦ «Укрытие». Арх. № 3836. 337 с. — Чернобыль, 2001.

6. Задание 10. Обращение с пылью. План по описанию свойств пыли. SIP-03/1/C01. Документ № TN/00101 / Чернобыльская АЭС, 1999. — 83 с.

7. Огородников Б. И. Радиоактивные аэрозоли объекта «Укрытие»: 1986—2006 гг. : монография / Б. И. Огородников, Э. М. Пазухин, А. А. Ключников ; ИПБ АЭС НАН Украины. — Чернобыль, 2008. — 456 с.

8. Носовський А. В. З досвіду організації робіт при будівництві об’єкта «Укриття» Чорнобильської АЕС у 1986 році / А. В. Носовський // Безпека та нерозповсюдження. — Київ, 2006. — № 6 (18). — С. 2—9.

9. Ключніков О. О. Науково-технічні аспекти перетворення об’єкта «Укриття» на екологічно безпечну систему / О. О. Ключніков, А. В. Носовський // Наукові вісті НТУУ КПІ. — Київ, 2004. — № 4 (36). — С. 47—56.

10. Носовський А. В. Про стан та перспективи науково-технічного супроводу з перетворення об’єкта «Укриття» на екологічно безпечну систему. Вісник Національної академії наук України. Київ. 2017. № 4. С. 13-21.

11. Про загальні засади подальшої експлуатації і зняття з експлуатації Чорнобильської АЕС та перетворення зруйнованого четвертого енергоблока цієї АЕС на екологічно безпечну систему: Закон України від 11.12.1998р. №309-XIV :станом на 01.01.2015р. Відомості Верховної Ради України. 1999. № 4. С. 33.

12. Про загальнодержавну програму зняття з експлуатації Чорнобильської АЕС та перетворення об’єкта «Укриття» на екологічно безпечну систему: Закон України від 15.01.2009р. № 886-VI станом на 01.01.2019. ВР України. Законодавство України. Інформація з екрану. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/886-17#Text (дата звернення 01.03.2023).

13. Об’єкт «Укриття»: 30 років після аварії: монографія / В. О. Краснов, А. В. Носовський, В. М. Рудько, В. М. Щербін; НАН України, Ін-т проблем безпеки АЕС. – Чорнобиль (Київ. обл.): Інститут проблем безпеки АЕС, 2016. ISBN 978-966-02-7875-2.512 с.

14. Новый безопасный конфайнмент (НБК). Пусковой комплекс 1 (ПК-1). Лицензионный пакет 6 (ЛП-6). Проект. Защитное сооружение с технологическими системами жизнеобеспечения и необходимой инфраструктурой / СП НОВАРКА, АО КИЭП. – SIP-N-KP-22-E06__-TEN-010.

15. Краснов В. О., Носовський А. В., Паскевич С. А., Рудько В. М. Об’єкт «Укриття» в умовах нового безпечного конфайнмента (зазаг. ред. А. В. Носовського) — Чорнобиль : ІПБ АЕС НАН України, 2021. ISBN 978–966–02–9577–3.344 с.

16. Стельмах Д. А., Свєрчков С. Ф., Шумилова Л. Є., Дилдін В. Ю. Аналіз необхідності актуалізації стратегії перетворення об’єкта «Укриття». Проблеми безпеки атомних електростанцій і Чорнобиля. Київ. 2016. Вип. 27. С. 35—42.

17. Krukovskyi P., Diadiushko Y., Sklyarenko D., Starovit I. Unorganized air releases with radioactive aerosols from the New Safe Confiniment of CHNPP into the environment. Питання атомної науки та техніки. 2021. №6 (136) С. 181-186. DOI: https://doi.org/10.46813/2021-136-181

18. Оценка изменения динамики испарения-конденсации влаги в ОУ под НБК, поведения ТСМ в изменившихся условиях, и оценка изменения пылеобразования: (отчет, промежуточный, этап I, договор № 374/17) / ИПБ АЭС НАН Украины. ГР № 0117U002963. - Чернобыль, 2017. – 222 с.

19. P.G. Krukovskyi, M.O. Metel, D.I. Skliarenko, et al. New safe confinement of the Chernobyl nuclear power plant (computational and experimental analy-sis in the design and operation). Kiev: Publishing house of LLC "Franco Pak", 2019, pp. 247-254

20. Сверчков С. Ф. Интегрированная автоматизированная система контроля объекта «УКРЫТИЕ». Проблеми безпеки атомних електростанцій і Чорнобиля. 2019 вип. 32. ISSN 1813-3584. С.62-66.

21. Оценка тепловых воздействий на западную стену: (Отчет) / СП НОВАРКА. – SIP-N-EF-22-B2036-RPT-002-02.

22. Анализ значений относительной влажности кольцевого пространства Арки НБК с помощью трехмерной термогазодинамической модели Арки НБК. Задача 4.2: (Отчет) / СП НОВАРКА. 2010. К. SIP_N_TM22_B106_RPT-007-00.

23. Новый безопасный конфайнмент (НБК). Пусковой комплекс 1 (ПК-1). Лицензионный пакет 6 (ЛП-6). Проект. Защитное сооружение с технологическими системами жизнеобеспечения и необходимой инфраструктурой / СП НОВАРКА, АО КИЭП. – SIP-N-KP-22-E06__-TEN-010.

24. Исследование режимов эксплуатации систем вентиляции основного объема и кольцевого пространства: (Отчет) / СП НОВАРКА. 2010. К. SIP-N-TM-22-B203-RTE-003.

25. Круковский П. Г., Метель М. А., Дейнеко А.И., Скляренко Д. И. Анализ и прогнозирование переноса радиоактивной пыли при эксплуатации НБК ЧАЭС. Пром. теплотехника. 2018. Т.40. №4. С. 65-70.

26. Интегрированная автоматизированная система контроля объекта «Укрытие». Оценка безопасности (заключительная). 2016.

27. Круковський П. Г, Скляренко Д. І, Дядюшко Є. В., Кондратенко С. О. Аналіз неорганізованого повітрообміну Нового Безпечного Конфайнменту з оточуючим середовищем (попередні результати моделювання за експлуатаційними даними) // V міжнародна конференція «Проблеми зняття з експлуатації об'єктів ядерної енергетики і відновлення навколишнього середовища» INUDECO, 27–29 квітня, 2020 р., м. Славутич, Україна. – с. 109-117.

28. F. Belic, Z. Hocenski and D. Sliskovic, "HVAC control methods - a review," 2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC), Cheile Gradistei, Romania, 2015, pp. 679-686, doi: 10.1109/ICSTCC.2015.7321372.

29. Zhang S, Wallscheid O, Porrmann M. Machine learning for the control and monitoring of electric machine drives: Advances and trends. IEEE Open J Ind Appl. 2023;4:188-214. doi: 10.1109/OJIA.2023.3284717.

30. Wang Y-G, Shi Z-G, Cai W-J. PID autotuner and its application in HVAC systems. In: Am control Conf. Arlington, Virginia, USA: IEEE; 2001

31. Jette I, Zaheer-uddin M, Fazio P. PI-control of dual duct systems: manual tuning and control loop interaction. Energy Convers Manag 1998

32. Xu M, Li S, Cai W. Practical receding-horizon optimization control of the air handling unit in HVAC systems. Ind Eng Chem Res 2005; №44; pp.2848-2455.

33. Bai J, Zhang X. A new adaptive PI controller and its application in HVAC systems. Energy Convers Manag 2007; №48:pp. 1043-1054.

34. Bai J, Wang S, Zhang X. Development of an adaptive Smith predictor-based self-tuning PI controller for an HVAC system in a test room. Energy Build 2008; №40(12); pp. 2244-2252

35. D. Subbaram Naidu & Craig G. Rieger. Advanced control strategies for heating, ventilation, air-conditioning, and refrigeration systems – An overview: Part I: Hard control, HVAC&R Research, №17(1), pp.2-21

36. Qiang Bi, Wen-Jian Cai Advanced controller auto-tuning and its application in HVAC systems. Control Engineering Practice. №8 (6), 2000, pp. 633-644

37. Anderson M, Buehner M, Young P, Hittle D, Anderson C, Jilin T, et al. MIMO robust control for HVAC systems. IEEE Transactions on Control Systems Technology, №16(3), 2008, pp. 475-483

38. Ilya Ioslovich, Per-Olof Gutman, Ido Seginer. A non-linear optimal greenhouse control problem with heating and ventilation, Optimal Control Applications and Methods, . №17 (3), 1996, pp. 157-169

39. Dong Nishiguchi J, Konda T, Dazai R. Data-driven optimal control for building energy conservation. In: Proc SICE Annu Conf. Taipei, Taiwan: IEEE; 2010. pp. 116-120

40. Non-linear optimal controller design for building HVAC systems. In: Int Conf Control Appl (CCA). Yokohama, Japan: IEEE; 2010. pp. 210-215

41. A. Soleimanzadeh, Designing fuzzy controller for air conditioning systems in order to save energy consumption and provide optimal conditions in closed environments (indoors), J. Artif. Intell. Elect. Eng., 3(11), pp. 11–18, 2014.

42. S. Mohamed and W. Mohamed, ‘‘Developing of fuzzy logic controller for air condition system,Int. J. Comput. Appl., 126 (15), pp. 1–8, Sep. 2015.

43. S. Gokilaveni and P. Loganthurai, ‘‘Energy conservation possibilities in heating ventilating air conditioning system using fuzzy logic,’’ in Proc. IEEE 9th Int. Conf. Intell. Syst. Control (ISCO), Jan. 2015, pp. 1–6

44. S. Saha, S. K. Saha, I. S. Iqbal, A. K. Kundu, M. T. H. Khan, and S. K. Pramanik, ‘‘Designing of a air-conditioning system using fuzzy logic with advantage of energy saving,’’ in Proc. Int. Conf. Informat., Electron. Vis. (ICIEV), May 2014, pp. 1–6.

45. Kusiak A, Xu G. Modeling and optimization of HVAC systems using a dynamic neural network. Energy, №42, 2012, pp. 241-250

46. Kalogirou A. Artificial neural networks and genetic algorithms in energy applications in buildings. Advances in Building Energy Research, 3 (1), 2009, pp.83-119

47. M. Gouda, S. Danaher, C. Underwood, Quasi-adaptive fuzzy heating control of solar buildings, Building and Environment, Volume 41, Issue 12, 2006, pp. 1881-1891

48. L. Yu et al., "Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for HVAC Control in Commercial Buildings," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 12, no. 1, pp. 407-419, Jan. 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3011739.

49. Yi Peng, Haojun Shen, Xiaochang Tang, Sizhe Zhang, Jinxiao Zhao, Yuru Liu, Yuming Nie, "Energy Consumption Optimization for Heating, Ventilation and Air Conditioning Systems Based on Deep Reinforcement Learning", IEEE Access, vol.11, pp.265-277, 2023.

50. Can Cui, Chunxiao Li, Ming Li, "An Online Reinforcement Learning Method for Multi-Zone Ventilation Control With Pre-Training", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol.70, no.7, pp.7163-7172, 2023.

51. Abdul Afram, Farrokh Janabi-Sharifi. Theory and applications of HVAC control systems – A review of model predictive control (MPC). Building and Environment, Volume 72, February 2014, pp. 343-355

52. Saman Taheri, Paniz Hosseini, Ali Razban. Model predictive control of heating, ventilation, and air conditioning (HVAC) systems: A state-of-the-art review. Journal of Building Engineering Volume 60, 15 November 2022, 105067

53. R. Kwadzogah, M. Zhou and S. Li, "Model predictive control for HVAC systems — A review," 2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), Madison, WI, USA, 2013, pp. 442-447, doi: 10.1109/CoASE.2013.6654072.

54. О. В. Степанець, Ю. І. Маріяш. Методологія удосконаленого керування технологічними процесами. Комп’ютерний практикум: навч. посіб. для аспірантів спеціальності 151 «Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології»; КПІ ім. Ігоря Сікорського. — Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 26 с

55. Yao Y , Shekhar D.K., State of the art review on model predictive control (MPC) in heating ventilation and air-conditioning (HVAC) field. Building and Environment, Volume 200, 2021, article 107952

56. Haoran Liu, Jiaqi Yu, Ruzhu Wang. Numerical investigation on model predictive control of portable electronic devices based on MATLAB/FLUENT co-simulation framework. Applied Thermal Engineering Volume 232, September 2023, article 121079

57. Liu, W.; You, R.Y.; Zhang, J. Development of a fast fluid dynamics—based adjoint method for the inverse design of indoor environments. J. Build. Perform. Simul. 2017, 10, 326–343

58. Zhou X, Hong T, Yan D. Comparison of HVAC system modeling in EnergyPlus, DeST and DOE-2.1E. Building Simulation 2014. doi: 10.1007/s12273-013-0150-7.

59. Crawley D.B., Lawrie L.K., et al. EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program. Energy and Buildings 2001; 33: 319–31. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7788 (00)00114-6.

60. David Blum, Zhe Wang. Field demonstration and implementation analysis of model predictive control in an office HVAC system, Applied Energy, Volume 318, 2022, article 119104, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119104.

61. Круковський П. Г., Скляренко Д. І., Дядюшко Є. В., Кондратенко С. О., Кузьменко В. Г. Аналіз і керування низьким викидом повітря із нового безпечного конфайнмента в оточуюче середовище. Збірник матеріалів VI Міжнародної конференції в режимі онлайн «Проблеми зняття з експлуатації об'єктів ядерної енергетики і відновлення навколишнього середовища», INUDECO 2021, 27–29 квітня 2021 р., м. Славутич, Україна, с. 137-140.

62. Davis, G. (1974) Management Information Systems: Conceptual Foundations, Structure, and Development. New York

63. Письменний Є.М., Гаврилко Є.В., Круковський П.Г., Старовіт І.С., Дядюшко Є.В. Розробка спеціального програмного математичного забезпечення управління вентиляційними установками Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС. Ядерна та радіаційна безпека, 2022, 2(94), С. 35-43. DOI: https://doi.org/10.32918/nrs.2022.2(94).04

64. Старовіт І.С. Система підтримки прийняття рішень щодо оптимального керування вентиляцією НБК ЧАЕС. Науково-практичний журнал «Зв’язок», 2023, №2. С. 46-49. DOI: 10.31673/2412-9070.2023.030011

65. Rudowski, R, East T, Gardner, Reed M. (1996). Current status of mechanical ventilation decision support systems: a review International Journal of Clinical Monitoring and Computing, 13, pp157-166

66. Wong, D. Knowledge-Based Decision Support System in Reliability-Centered Maintenance of HVAC Systems (2000) *Faculty of Enginee ring And Applied Science Memorial University of Newfoundland. Newfoundland. Canada.* pp 293.

67. Juan, Y.K., Gao, P., Wang, Jie. (2010). A hybrid decision support system for sustainable office building renovation and energy performance improvement.. *Energy and Buildings,* 42(3), 290–297. DOI:10.1016/j.enbuild.2009.09.006

68. Pankratova, N., Bidyuk, P., Golinko, I. (2022) Decision support system for microclimate control at large industrialenterprises. *System research and information technologies. 4.* 17-23. DOI: 10.32782/cmis/2608-37

69. I. Golinko, I. Galytska "Mathematical modeling of dynamic heat-mass exchange processes for a spray-type humidifier", ICCSEEA, 2020, in press

70. Neves-Silva, R.; Camarinha-Matos, L. (2022**).** Simulation-Based Decision Support System for Energy Efficiency in Buildings Retrofitting. *Sustainability, 14*(19), 12216.

71. Ievdin, I., Khalchenkov,O., Kovalets I., Raskob, W., Trybushnyi ,D., Zheleznyak, M. (2012). Application of decision support system jrodos for assessments of atmospheric dispersion and deposition from Fukushima nuclear power plant accident. *International Journal of Energy for a Clean Environment*, 13(1-4), 179-190

72. Botros, H., Tran, C.S.,Nam D. (2019) An Artificial Intelligence-guided decision support system for the nuclear power plant management. Conference: Proceedings / 18th International Topical Meeting on Nuclear Reactor Thermal Hydraulics (NURETH 2019). Portland, Oregon, USA. https://www.researchgate.net/publication/334896576

73. Salim, S.; Choi, E.-B.; Ham, D.-H. Information Requirements of a Decision Support System for Severe Accident Management in Nuclear Power Plants. Appl. Sci. 2022, 12, 3803. https://doi.org/10.3390/app12083803

74. Ray, P.P., 2023. Chatgpt: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope. Internet of Things and Cyber-Physical Systems 3, 121–154

75. Salvagno, M., Taccone, F.S., Gerli, A.G., 2023. Artificial intelligence hallucinations. Critical Care 27, 1–2.

76. Chen, M., Tao, Z., Tang, W., Qin, T., Yang, R., & Zhu, C. (2023). Enhancing Emergency Decision-making with Knowledge Graphs and Large Language Models. ArXiv, abs/2311.08732

77. Song, L., Zhang, C., Zhao, L., & Bian, J. (2023). Pre-Trained Large Language Models for Industrial Control. ArXiv, abs/2308.03028.

78. Study of operating modes of ventilation systems of the main volume and annular space (Report) / SP NOVARKA. SIPNTM22B203_RTE00300, 2017.

79. T.M. Bashta. Hydraulic drive and hydropneumatic automation. M.: Publishing house "YOYO Media", 2012, 317 p.

80. SIP-N-TE-22-B102-RPT-001-01. Wind tunnel experimental results. NOVARKA, Slavutych, 2009, 143 p.

81. Скляренко Д. І., Круковський П. Г., Дядюшко Є. В., Модель вітрового обтікання та розподілу тисків на поверхнях Нового Безпечного Конфайнмента ЧАЕС. Збірник матеріалів VII Міжнародної конференції в режимі онлайн «Проблеми зняття з експлуатації об'єктів ядерної енергетики і відновлення навколишнього середовища», INUDECO 2021, 27–28 квітня 2022 р., м. Славутич, Україна, с. 99-102.

82. Krukovsky, P., Diadiushko, Y., Skliarenko, D. (2023). Розробка розрахункової моделі зовнішнього обтікання нового безпечного конфайнмента ЧАЕС. Ядерна та радіаційна безпека, № 4(100), 71-79.

83. Basok, B., Davydenko, B., Novikov, V. (2014). Numerical modeling of wind flows in urban building zones. Renewable Energetics, 2, 46-59.

84. M .A., Jeba, Selvam., Murali, Ramachandran., Vimala, Saravanan. (2022). Nelder–Mead Simplex Search Method - A Study. doi: 10.46632/daai/2/2/7

85. Aurél, Galántai. (2021). Convergence of the Nelder-Mead method. Numerical Algorithms, doi: 10.1007/S11075-021-01221-7

86. A. Cutler, D. R. Cutler and J. R. Stevens, "Random forests" in Ensemble machine learning, Springer, pp. 157-175, 2012.

87. F. Bre, J. M. Gimenez and V. D. Fachinotti, Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using artificial neural networks, Energy and Buildings, vol. 158, pp. 1429-1441, 2018.

88. Xilei Dai, Junjie Liu, Xin Zhang, Monte Carlo simulation to control indoor pollutants from indoor and outdoor sources for residential buildings in Tianjin, China, Building and Environment, Volume 165, 2019, 106376,

89. Fulvio Re Cecconi, Massimiliano Manfren, Lavinia Chiara Tagliabue, Angelo Luigi Camillo Ciribini, Enrico De Angelis, Probabilistic behavioral modeling in building performance simulation: A Monte Carlo approach, Energy and Buildings, Volume 148, 2017, Pages 128-141,

90. B. G. Kumaraswamy, B. K. Keshavan and S. H. Jangamshetti, A statistical analysis of wind speed data in west central part of Karnataka based on Weibull distribution function, 2009 IEEE Electrical Power & Energy Conference (EPEC), Montreal, QC, Canada, 2009, pp. 1-4, doi: 10.1109/EPEC.2009.5420878.

91. Носовський А.В. Що робити далі з енергоблоком № 4 Чорнобильської АЕС. До 30-ї річниці будівництва об’єкта «Укриття». *Ядерна та радіаційна безпека.* 2016. № 4. С. 45–51

92. П. О. Корчагін, Ю. О. Ольховик. Щодо перетворення об’єкта "Укриття" на екологічно безпечну систему. Ядерна та радіаційна безпека. 2017. № 4. С. 40-44.

93. Standish Group, The CHAOS Report 2015, Standish Group International. Inc., Boston MA

94. Dick, J., Hull, E., & Jackson, K. Requirements Engineering. (4rd ed.), 2017. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61073-3

95. Старовіт І.С., Лобода П.П. Розробка архітектури програмного забезпечення прогнозування і управління термогазодинамічними процесами і радіаційним станом Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС, Вісник Херсонського

національного технічного університету, 2023, 4(83). С.67-73. DOI: https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2022.4.9

96. Starovit I., Loboda P., Architecture of the digital twin for the New Safe Confinement of the ChNPP. Науково-практичний журнал «Зв'язок», 2022, №2. С. 22-26. DOI: https://doi.org/10.31673/2412-9070.2022.022226

97. Лобода П.П., Старовіт І.С. Моделювання та управління процесами Нового безпечного Конфайнменту ЧАЕС на основі технології цифрових двійників. Вісник Херсонського національного технічного університету, 2023, №2(85). С. 168-173. DOI: https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2023.2.23

98. Лобода П.П., Старовіт І.С. Модель бази даних та знань цифрового двійника Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС. Computer Science and Applied Mathematics, 2022, №2. С. 50-57. DOI: https://doi.org/10.26661/2786-6254-2022-2-06

99. Лобода П.П., Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Технологія цифрових двійників в задачах управління процесами Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС. 2nd International Scientific and Theoretical Conference «Technologies and strategies for the implementation of scientific achievements», November 18, 22, Stockholm, Sweden

100. Petro Loboda, Ivan Starovit. Data formalization of the digital twin for the New Safe Confinement of the CHNPP. Новітні технологічні тенденції інтелектуальної індустрії та Інтернету речей: Матеріали II Міжнародна наук.-практ. конф. «TTSIIT-2023», м. Київ, 24–25 січня 2023 р. / КНУБА Київ, 2023. С. 15 – 19.

101. Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Лобода П.П., Старовіт І.С. Структура бази даних та знань цифрового двійника Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. Інформаційні технології та інженерія: Матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів і студентів, м. Миколаїв, 7–10 лютого 2023 р. / ЧНУ імені Петра Могили. Миколаїв, 2023. С. 100 – 101.

102. S. Chaudhuri, U. Dayal and V. Ganti, Database technology for decision support systems, in Computer, vol. 34, no. 12, pp. 48-55, Dec. 2001, doi: 10.1109/2.970575

103. B. Gopinath, R. Santhi and R. Dhivya Praba, A Machine Learning based Decision Support System to Predict the Presence of Cervical Cancer, 2023 2nd International Conference on Advancements in Electrical, Electronics, Communication, Computing and Automation (ICAECA), Coimbatore, India, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICAECA56562.2023.10199642.

104. Дядюшко Є.В., Скляренко Д.І., Старовіт І.С. Неорганізований повітрообмін Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС з оточуючим середовищем (моделювання за експлуатаційними даними). Проблеми Теплофізики Та Теплоенергетики. Тези XII Міжнародної онлайн-конференції (26-27 жовтня 2021 р.).

105. Старовіт І.С. Дядюшко Є.В. Застосування технології нейронних мереж для аналізу гідравлічного стану Нового Безпечного Конфайнмента Чорнобильської АЕС. Проблеми Теплофізики Та Теплоенергетики. Тези XII Міжнародної онлайн-конференції (26-27 жовтня 2021 р.).

106. Старовіт І.С., Лобода П.П. Оптимізація роботи вентиляційних установок НБК ЧАЕС при змінних граничних умовах. XX-й міжнародна науково-практична конференція "Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики" (25 - 28 квітня 2023 р.)

107. Старовіт І.С., Лобода П.П., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Нейро-нечітке управління вентиляцією нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. X Всеукр. наук.-практ. конф. здобув. вищої освіти та молод. вчених з автоматичного управління : тези доп., 12 квіт. 2023, Херсон – Хмельницький / редкол.: Рудакова Г.В. та ін. Херсон – Хмельницький, 2023. С. 57 – 59.

108. Petro Loboda, Ivan Starovit, Oleksii Shushura, Yevhen Havrylko, Ventilation control of the New Safe Confinement of the CHNPP based on neuro-fussy networks.

Informatyka, Automatyka, Pomiary W Gospodarce I Ochronie Środowiska. 2023. Vol. 13 (4). P. 114-118.

109. Hesham Elkhatib, Mohammed A. Awad, Mahamed A. El-Samanoudy, Modeling of atmospheric dispersion and radiation dose for a hypothetical accident in radioisotope production facility, Progress in Nuclear Energy, Volume 134, 2021, 103674

ДОДАТОК А
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Pysmennyy Y., Havrylko Y., Krukovskyi P., Starovit I., Diadiushko Y. Розробка спеціального програмного математичного забезпечення управління вентиляційними установками Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС. Ядерна та радіаційна безпека, 2022, 2(94), С. 35-43.

2. Krukovskyi P.G., Diadiushko Ye.V., Skliarenko D.J., Starovit I.S. Unorganized air releases with radioactive aerosols from the New Safe Confiniment of CHNPP into the environment. Питання атомної науки та техніки. 2021. №6 (136) С. 181-186

3. Petro Loboda, Ivan Starovit, Oleksii Shushura, Yevhen Havrylko, Ventilation control of the New Safe Confinement of the CHNPP based on neuro-fussy networks. *Informatyka, Automatyka, Pomiary W Gospodarce I Ochronie Środowiska*. 2023. Vol. 13 (4). P. 114-118.

4. Лобода П.П., Старовіт І.С. Розробка архітектури програмного забезпечення прогнозування і управління термогазодинамічними процесами і радіаційним станом Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Вісник Херсонського національного технічного університету. Технічні науки*. 2022. №4(83). С. 67-73.

5. Loboda P.P., Starovit I.S. Architecture of the digital twin for the New safe confinement of the CHNPP. *Зв'язок.* 2022. №2. С. 22-26.

6. Лобода П.П., Старовіт І.С. Моделювання та управління процесами Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС на основі технології цифрових

двійників. *Вісник Херсонського національного технічного університету. Технічні науки*. 2023. №2(85). С. 168-173.

7. Лобода П.П., Старовіт І.С. Модель бази даних та знань цифрового двійника Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Computer Science and Applied Mathematic*. 2022. №2. С. 50-57.

8. Старовіт І.С. Система підтримки прийняття рішень щодо оптимального керування вентиляцією НБК ЧАЕС. *Зв'язок*. 2023, №2. С. 46-49.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

9. Старовіт І.С., Дядюшко Є.В. Застосування технології нейронних мереж для аналізу гідравлічного стану Нового Безпечного Конфайнмента Чорнобильської АЕС. *Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики*: Матеріали XII Міжнародної онлайн-конференції, м. Київ, 26-27 жовтня 2021 р. / Інститут Технічної Теплофізики НАН України

10. Дядюшко Є.В., Скляренко Д.І., Старовіт І.С. Неорганізований повітрообмін Нового Безпечного Конфайнменту ЧАЕС з оточуючим середовищем. *Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики*: Матеріали XII Міжнародної онлайн-конференції, м. Київ, 26-27 жовтня 2021 р. / Інститут Технічної Теплофізики НАН України

11. Старовіт І.С., Лобода П.П., Гаврилко Є.В. Оптимізація роботи вентиляційних установок НБК ЧАЕС при змінних граничних умовах. *Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики*. У 2-х т.: Матеріали XX Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. (присвячена 125-річчю КПІ ім. Ігоря Сікорського та 90-річчю НН ІАТЕ (ТЕФ)), м. Київ, 25–28 квіт.2023 р. / КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка» Київ, 2023. Т. 2. С. 111 – 112.

12. Старовіт І.С., Лобода П.П., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Нейро-нечітке управління вентиляцією нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *X Всеукр. наук.-практ. конф. здобув. вищої освіти та молод. вчених з автоматичного управління* : тези доп., 12 квіт. 2023, Херсон – Хмельницький / редкол.: Рудакова Г.В. та ін. Херсон – Хмельницький, 2023. С. 57 – 59.

13. Petro Loboda, Ivan Starovit. Data formalization of the digital twin for the New Safe Confinement of the CHNPP. *Новітні технологічні тенденції інтелектуальної індустрії та Інтернету речей*.: Матеріали II Міжнар. наук.-практ. конф. «TTSIIT-2023», м. Київ, 24–25 січня 2023 р. / КНУБА Київ, 2023. С. 15 – 19.

14. Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Лобода П.П., Старовіт І.С. Структура бази даних та знань цифрового двійника Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Інформаційні технології та інженерія*: Матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів і студентів, м. Миколаїв, 7–10 лютого 2023 р. / ЧНУ імені Петра Могили. Миколаїв, 2023. С. 100 – 101.

15. Лобода П.П., Старовіт І.С., Коваль О.В., Гаврилко Є.В., Шушура О.М. Технологія цифрових двійників в задачах управління процесами Нового безпечного конфайнменту ЧАЕС. *Technologies and strategies for the implementation of scientific achievements*: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference, November 18, 2022. Stockholm, Kingdom of Sweden: European Scientific Platform, 2022. PP. 103 – 105.

Відомості про апробацію результатів дисертації

1. XX Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики» (25-28 квітня, 2023, м. Київ);
2. II Міжнародна науково-практична конференція «Новітні технологічні тенденції інтелектуальної індустрії та Інтернету речей» (24–25 січня, 2023, м. Київ);
3. Всеукраїнська науково-практична конференція «Інформаційні технології та інженерія» (7–10 лютого 2023, м. Миколаїв);
4. II Міжнародна науково-практична конференція «Technologies and strategies for the implementation of scientific achievements» (November 18, 2022. Stockholm, Kingdom of Sweden);
5. X Всеукраїнська науково-практична конференція здобувачів вищої освіти та молод. вчених з автоматичного управління (12 квіт.2023, Херсон – Хмельницький);
6. XII Міжнародній конференції «Проблеми Теплофізики та Теплоенергетики» (26-27 жовтня 2021, м.Київ).

ДОДАТОК Б
АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

ДЕРЖАВНЕ АГЕНТСТВО УКРАЇНИ З УПРАВЛІННЯ ЗОНОЮ ВІДЧУЖЕННЯ
ДЕРЖАВНЕ СПЕЦІАЛІЗОВАНЕ ПІДПРИЄМСТВО
«ЧОРНОБИЛЬСЬКА АЕС»
вул. Збройних Сил України, 7/1, м. Славутич, Вишгородський р-н, Київська обл., Україна, 07100, а/с 11,
тел./факс: (04579) 2 56 70, комутатор: (04593) 4 31 07, 4 31 09,
e-mail: office@chnpp.gov.ua, сайт: www.chnpp.gov.ua, код ЄДРПОУ 14310862

Вих.№: 0700-148 від 29.06.2023

Ректору Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
Академіку НАН України,
д.т.н., професору М.З. Згуровському

Про впровадження результатів дисертаційної роботи Івана СТАРОВІТА.

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
03056, м. Київ, Солом`янський район,
проспект Берестейський, 37

Шановний Михайле Захаровичу!

З метою підготовки та підтримки кваліфікації персоналу ДСП «Чорнобильська АЕС», Навчально-тренувальний центр використовує програмні засоби для моделювання процесів і прогнозування наслідків без впливу на реальний фізичний об`єкт. Одним з таких напрямів є підготовка персоналу, що займається експлуатацією вентиляційного устаткування Нового безпечного конфайнменту Чорнобильської АЕС.

Під час розробки і використання програмних засобів для навчання такого персоналу використано результати дисертаційної роботи аспіранта Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» Івана СТАРОВІТА на тему «Моделі та програмні засоби управління вентиляційним устаткуванням Конфайнменту ЧАЕС на основі машинного навчання». А саме: розроблено метод вирішення оптимізаційної задачі з врахуванням моделі гідравлічного стану об`єкту при різних граничних умовах та змінних параметрах об`єкту; розроблено структуру програмно-технічного комплексу, використання якого дає змогу підвищувати ефективність процесу проектування вбудованих систем за рахунок зменшення часу проектування, а також підвищення рівня автоматизації проектувальних робіт.

Розроблене програмне та технічне забезпечення дає змогу виконувати швидке прототипування системи в різних сценаріях викиду радіоактивних аерозолів та надає

рекомендації оператору ЧАЕС щодо оптимального керування системою вентиляції НБК.

З повагою.
Начальник НТЦДСП ЧАЕС,
кандидат технічних наук Лариса САЛІЙ

“ПОГОДЖЕНО”
Директор Навчально-наукового інституту атомної та теплової енергетики Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

_____ Євген ПИСЬМЕННИЙ
«___» січня 2024 р.

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор
Інституту технічної теплофізики НАН України

_____ Юрій СНЕЖКІН
«___» січня 2024 р.

АКТ

про реалізацію результатів дисертаційної роботи **СТАРОВІТА Івана Сергійовича** на тему «*Моделі та програмні засоби управління вентиляційними установками НБК ЧАЕС на основі машинного навчання*»

Результати наукових досліджень СТАРОВІТА Івана Сергійовича, а саме розроблене спеціальне математичне програмне забезпечення (СПМЗ) для оптимального управління вентиляційними системами Нового безпечного конфайнменту (НБК) ЧАЕС, використано в науково-дослідних роботах, що ведуться в Інституті технічної теплофізики НАН України.

Дане програмне забезпечення дозволяє оптимізувати витрати вентиляційних установок з метою зменшення викидів радіоактивних аерозолей (РА) при одночасній мінімізації витрат електроенергії при різних напрямках і швидкості вітру.

На експлуатаційних даних з НБК ЧАЕС і гідравлічної моделі Інституту технічної теплофізики НАНУ продемонстровано, що розроблений метод оптимізації витрат ВУ, показав можливість уникнення більшості об’ємних викидів РА (*близько 98% на тестовій виборці*), з одночасним зменшенням витрат електроенергії в 2 рази (до 52%).

В.О. завідувача кафедри Інженерії програмного забезпечення в енергетиці

д.т.н., доцент
_____ Андрій МУСІЄНКО

Завідувач лабораторії моделювання процесів тепломасообміну

д.т.н., професор
_____ Павло КРУКОВСЬКИЙ

ЗАТВЕРДЖУЮ
Проректор з навчальної роботи
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»

Анатолій МЕЛЬНИЧЕНКО

«15» 09 2023 року

А К Т
про впровадження в навчальний процес Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» наукових положень і результатів дисертаційної роботи
СТАРОВІТА Івана Сергійовича на тему «Моделі та програмні засоби управління вентиляцією Нового безпечного конфайнменту об'єкту "Укриття" на основі машинного навчання»

Комісія в складі голови – В.О. завідувача кафедри Інженерії програмного забезпечення в енергетиці д.т.н., доцента Олександра КОВАЛЯ та членів комісії: професора кафедри Інженерії програмного забезпечення в енергетиці д.т.н., професора Олега БАРАБАША та професора кафедри Інженерії програмного забезпечення в енергетиці д.т.н., доцента Андрія МУСІЄНКА, склала цей акт про те, що наукові положення та результати дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня доктора філософії аспіранта Івана СТАРОВІТА на тему «Моделі та програмні засоби управління вентиляцією Нового безпечного конфайнменту об'єкту "Укриття" на основі машинного навчання», а саме математичне моделювання процесів переносу повітря, що заражене радіоактивними речовинами у Новому безпечному конфайнменті об'єкту «Укриття» ЧАЕС введено в навчальний процес кафедри Інженерії програмного забезпечення в енергетиці Навчально-наукового інституту атомної та теплової енергетики при викладанні дисципліни «Математичне моделювання та оптимізація процесів і систем» для студентів освітньо-кваліфікаційного рівня «Бакалавр» спеціальності 121 «Інженерія програмного забезпечення» усіх форми навчання.

Голова комісії

В.О. завідувача кафедри інженерії програмного забезпечення
в енергетиці
доктор технічних наук, доцент Олександр КОВАЛЬ

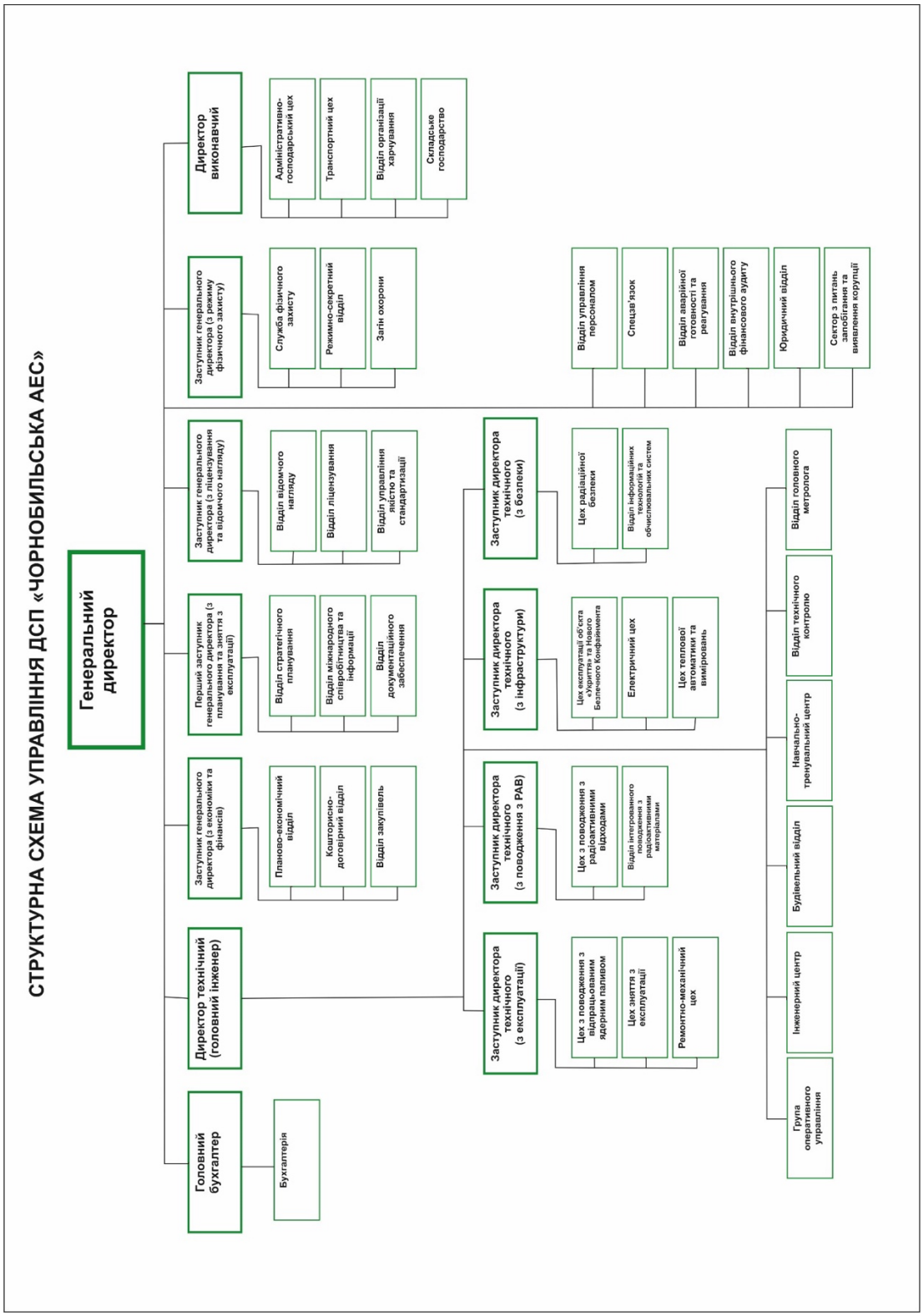
Члени комісії:

Професор кафедри Інженерії програмного забезпечення
в енергетиці
доктор технічних наук, професор Олег БАРАБАШ

Професор кафедри Інженерії програмного забезпечення
в енергетиці
доктор технічних наук, професор Андрій МУСІЄНКО

ДОДАТОК В

СТРУКТУРНА СХЕМА УПРАВЛІННЯ ДСП ЧАЕС



ДОДАТОК Г
ЛІСТИНГИ КОДУ ПРОГРАМНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ

Лістинг модуля оцінки гідравлічного стану:

```
class BoundaryConditionsMap:
  """
  A class to map and calculate boundary conditions based on wind speed and direction.

  Attributes:
    df_boundary (pd.DataFrame): DataFrame containing boundary condition mappings.
    bc_names (List[str]): List of boundary condition names.
  """

  SPEED_NORMALIZATION_FACTOR = 3.8

  def __init__(self, path_to_bc_file: str):
    """
    Initializes the BoundaryConditionsMap with data from an Excel file.

    Args:
      path_to_bc_file (str): Path to the Excel file containing boundary conditions data.
    """
    self.df_boundary = pd.read_excel(path_to_bc_file, index_col=0)
    self.bc_names = self.df_boundary.columns.tolist()

  def get_boundary_conditions(self, wind_speed, wind_direction, split=True) -> [pd.DataFrame,
(pd.DataFrame, pd.DataFrame)]:
    """
    Calculates the boundary conditions based on wind speed and direction.

    Args:
      wind_speed (float or list or pd.Series): Wind speed or list of wind speeds.
      wind_direction (float or list or pd.Series): Wind direction or list of wind directions.
      split (bool): Whether to return one DataFrame or two (for direct and reverse problem).

    Returns:
      pd.DataFrame or (pd.DataFrame, pd.DataFrame): DataFrame(s) with calculated boundary
conditions.
    """
    # Ensure wind_speed and wind_direction are in list format
    wind_speed = np.atleast_1d(wind_speed)
    wind_direction = np.atleast_1d(wind_direction)
```

```
    if len(wind_speed) != len(wind_direction):
      raise ValueError("wind_speed and wind_direction must be of the same length.")

    # Calculate boundary conditions
    array = np.zeros((len(wind_speed), len(self.bc_names)))
    for i, (speed, direction) in enumerate(zip(wind_speed, wind_direction)):
      bc_for_speed_0 = self.df_boundary.loc[int(direction)]
      array[i, :] = bc_for_speed_0 * (speed / self.SPEED_NORMALIZATION_FACTOR) ** 2

    df = pd.DataFrame(columns=self.bc_names, data=array.round(3))

    # Split DataFrame if required
    if split:
      return df.iloc[:, :-3], df.iloc[:, -3:]
    else:
      return df


class DataProcessor:
  """
  Processes data from sensor readings and creates a DataFrame with specified sensors.
  """

  # Mapping of sensor codes to their descriptions
  SENSORS_DICT = {"ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_026.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Швидкість
вітру на висоті 15м [м/с]",
  "ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_024.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Напрям вітру на висоті 15м
[град]",
  "ICS:ICS_ARH_AS_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Витрата ВУ КП+ [м3/год]",
  "ICS:ICS_TEC_MV_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Витрата ВУ ОО- [м3/год]",
  "ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Витрата ВУ AHU017 ГТО
[м3/год]",
  "ICS:HVAC_TEC_123_FIT_012.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Витрата ВУ AHU012 [м3/год]",
  "ICS:HVAC_FSAL_103_FIT_1501.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Витрата ВУ AHU015 [м3/год]",
  "ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_031.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад тиску по ВУ етажерки (1);
для визначення притоків в ОО",
  "ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_032.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад тиску по ВУ етажерки (2);
для визначення притоків в ОО",
  "RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_010.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад КП-ОС",
  "RMS:RMS_FSAL_101_UIT_008P.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад ОО-ОС (1); західна
стінка; північ",
  "RMS:RMS_TEC_MV_UIT_009P.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад ОО-ОС (2); західна стінка;
південь",
  "RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_011.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад КП-ОО",
  "ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_052.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад КП-Шлюз 8 (1)",
```

```
"ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_053.IN.XI.C1.AVG_WT0": "Перепад ОО-Шлюз 8 (2)"}

def process_folder(self, folder_path: str) -> pd.DataFrame:
  """
  Process all files in a given folder to create a single DataFrame.
  Args:
    folder_path (str): Path to the folder containing sensor files.
  Returns:
    pd.DataFrame: DataFrame containing processed sensor data.
  """
  all_data = pd.DataFrame()
  file_patterns = ["*.xls", "*.xlsx", "*.csv"]

  for pattern in file_patterns:
    for file_path in glob.glob(os.path.join(folder_path, pattern)):
      data = self._process_file(file_path)
      all_data = pd.concat([all_data, data], axis=1)

  return all_data

def _process_file(self, file_path: str) -> pd.DataFrame:
  """
  Process a single file to extract sensor data.
  Args:
    file_path (str): Path to the file.
  Returns:
    pd.DataFrame: DataFrame with processed data from the file.
  """
  if file_path.endswith('.csv'):
    data = pd.read_csv(file_path)
  else:
    data = pd.read_excel(file_path)

  data = data.iloc[2:].copy() # Assume first 2 rows are headers or irrelevant
  data['DPE'] = pd.to_datetime(data['DPE'], errors='coerce')
  data = data.set_index("DPE")
  data = data.astype(float).fillna(method="ffill")
  selected_columns = [col for col in data.columns if col in self.SENSORS_DICT]

  return data[selected_columns]

def convert_to_physical(self, df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
  """
  Convert a DataFrame with sensor data to physical variables.

  Args:
```

```
    df (pd.DataFrame): DataFrame with sensor data.

  Returns:
    pd.DataFrame: DataFrame with converted physical variables.
  """
  # Define physical variable names

  physical_vars = [
    "wind_speed", "wind_direction",
    "fan_in_mv", "fan_out_mv", "fan_in_as",
    "press_as_exp", "press_mv_exp",
    "dpress_as_mv_exp", "dpress_mv_out_south_exp",
    "dpress_mv_out_north_exp", "dpress_as_out_exp"
  ]

  physical_data = pd.DataFrame()

  for var in physical_vars:

    # wind data
    if var == "wind_speed":
      result=df['ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_026.IN.XI.C1.AVG_WT0']
    elif var == "wind_direction":
      result=df['ICS:CMSSM_TEC_158_SRV_024.IN.XI.C1.AVG_WT0']

    # fans
    elif var == 'fan_in_as':
      c1 = df['ICS:ICS_ARH_AS_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      c2 = df['ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      result = (c1 + 0.4*c2) / 3600
    elif var == 'fan_out_mv':
      result = df['ICS:ICS_TEC_MV_FI_000.IN.XI.C1.AVG_WT0'] / 3600
    elif var == 'fan_in_mv':
      c1 = df['ICS:HVAC_TEC_123_FIT_012.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      c2 = df['ICS:HVAC_FSAL_103_FIT_1501.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      c3 = df['ICS:HVAC_ARH_NVC_AHU_017_FIT.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      c4 = df['ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_031.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      c5 = df['ICS:HVAC_TEC_315_PDIT_032.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      result = (c1 + c2 + 0.6*c3 + c4.apply(self._exp_press_to_g) + c5.apply(self._exp_press_to_g))/
3600

    # approximate pressures
    elif var == "press_as_exp":
      result=df['RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_010.IN.XI.C1.AVG_WT0']
    elif var == "press_mv_exp":
      result=df['RMS:RMS_FSAL_101_UIT_008P.IN.XI.C1.AVG_WT0']
```

```
      # pressures differences for areas calculations
      elif var == 'dpress_as_mv_exp':
        c1 = df['ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_053.IN.XI.C1.AVG_WT0']
        c2 = df['ICS:ICS_ARH_AL8_PDIT_052.IN.XI.C1.AVG_WT0']
        c3 = df['RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_011.IN.XI.C1.AVG_WT0']
        result=0.5*(c3+(c1+c2))

      elif var == "dpress_mv_out_south_exp":
        result=df['RMS:RMS_FSAL_101_UIT_008P.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      elif var == "dpress_mv_out_north_exp":
        result=df['RMS:RMS_TEC_MV_UIT_009P.IN.XI.C1.AVG_WT0']
      elif var == 'dpress_as_out_exp':
        result=df['RMS:RMS_ARH_WW10_PIT_010.IN.XI.C1.AVG_WT0']

      physical_data[var] = round(result, 3)

    return physical_data.round(3)

  def _exp_press_to_g(self, value: float) -> float:
    # Your existing implementation...

  def split_physical(self, df: pd.DataFrame) -> tuple:
    """
    Split the DataFrame into different physical measures.
    Args:
      df (pd.DataFrame): DataFrame with physical data.
    Returns:
      tuple: Tuple containing separate DataFrames for each physical measure.
    """
    exp_speed = df["wind_speed"]
    exp_direction = df["wind_direction"]
    exp_fans = df[["fan_in_mv", "fan_out_mv", "fan_in_as"]]
    exp_dpress = df[["dpress_as_mv_exp", "dpress_mv_out_south_exp",
            "dpress_mv_out_north_exp", "dpress_as_out_exp"]]

    return exp_speed, exp_direction, exp_fans, exp_dpress



class PhysicalModel:
  def __init__(self):
    # Initialize custom areas for different sections of the model
    self.custom_areas = [7.017, 0.704, 0.929, 4.128]
    self.set_areas(self.custom_areas)
```

```
def set_areas(self, areas):
  # Set areas for different sections of the model
  self.S_as_mv = areas[0] # Area for section as_mv
  self.S_as = areas[1] # Total area for section as
  # Distribute S_as area among west, east, and cyll sections
  self.S_as_west = self.S_as * 0.193
  self.S_as_east = self.S_as * 0.147
  self.S_as_cyll = self.S_as * 0.665
  # Areas for mv west and east sections
  self.S_mv_west = areas[2]
  self.S_mv_east = areas[3]

def _calc_conductivity(self, press_1: float, press_2: float, area: float) -> float:
  """
  Calculate hydraulic conductivity between two volumes.
  Args:
    press_1 (float): Pressure in volume 1 [Pa]
    press_2 (float): Pressure in volume 2 [Pa]
    area (float): Area of leaks [m^2]
  Returns:
    float: Hydraulic conductivity
  """
  mu = 0.6
  density = 1.225
  press_dif = abs(press_1 - press_2)

  try:
    return mu * area * (2/(density*press_dif))**0.5
  except ZeroDivisionError:
    return 0

def batch_solver(self, fans: np.array, bound_press: np.array) -> np.array:
  """
  Solve for inside pressures in batch mode.
  Args:
    fans (np.array): Airflow through fans [m3/s]
    bound_press (np.array): Boundary pressures [Pa]
  Returns:
    np.array: Pressures inside [Pa]
  """
  # Validate input dimensions
  if bound_press.shape[1] != 5 or fans.shape[1] != 3:
    raise ValueError("Incorrect input dimensions.")

  size = bound_press.shape[0]
  out_array = np.zeros((size, 2))
```

```
    for i in range(size):
      inside_pressure = self.direct_solver(fans[i, :], bound_press[i, :])
      out_array[i, :] = inside_pressure

    return out_array

  def direct_solver(self, fans: np.array, bound_press: np.array, eta=0.0001) -> np.array:
    """
    Iterative method to find pressures inside based on mass equality.
    Args:
      fans (np.array): Air flow through fans [m3/s]
      bound_press (np.array): Boundary pressures [Pa]
      eta (float): Solver precision parameter
    Returns:
      np.array: Pressures inside [Pa]
    """
    # Initialize variables
    G_mv_plus, G_mv_minus, G_as = fans[:]
    P_as_w, P_as_e, P_as_c, P_mv_w, P_mv_e = bound_press[:]
    P_as, P_mv = random.random()*10, random.random()*10

    while True:
      # Compute conductivities
      R_as_w = self._calc_conductivity(P_as, P_as_w, self.S_as_west)
      R_as_e = self._calc_conductivity(P_as, P_as_e, self.S_as_east)
      R_as_c = self._calc_conductivity(P_as, P_as_c, self.S_as_cyll)
      R_mv_w = self._calc_conductivity(P_mv, P_mv_w, self.S_mv_west)
      R_mv_e = self._calc_conductivity(P_mv, P_mv_e, self.S_mv_east)
      R_as_mv = self._calc_conductivity(P_as, P_mv, self.S_as_mv)

      # Update inside pressures
      P_as_upd = (P_as_w*R_as_w + P_as_c*R_as_c + P_as_e*R_as_e + P_mv*R_as_mv + G_as) /
(R_as_w+R_as_c+R_as_e+R_as_mv)
      P_mv_upd = (P_mv_w*R_mv_w + P_mv_e*R_mv_e + P_as*R_as_mv - G_mv_minus +
G_mv_plus) / (R_mv_w+R_mv_e+R_as_mv)

      # Check for convergence
      if abs(P_as_upd - P_as) < eta and abs(P_mv_upd - P_mv) < eta:
        return np.array([round(P_mv_upd, 3), round(P_as_upd, 3)])

      P_mv, P_as = P_mv_upd, P_as_upd

  # Additional methods for calculate_all_dpress, calculate_all_leaks, calculate_mv_leaks ...

def find_calc_dpress(pressures_inside: np.ndarray, pressures_outside: np.ndarray) -> pd.DataFrame:
```

```
    """
    Calculate differential pressures for the reverse problem.
    Args:
      pressures_inside (np.ndarray): Inside pressures [Pa]
      pressures_outside (np.ndarray): Outside pressures [Pa]
    Returns:
      pd.DataFrame: Calculated differential pressures
    """
    # Validate inputs
    if not isinstance(pressures_inside, np.ndarray) or not isinstance(pressures_outside, np.ndarray):
      raise ValueError("Inputs must be numpy ndarrays.")

    if pressures_inside.shape[1] != 2 or pressures_outside.shape[1] != 3:
      raise ValueError("Incorrect number of columns in input arrays.")

    # Compute differential pressures
    data = pd.DataFrame()
    data["dpress_as_mv_calc"] = pressures_inside[:, 1] - pressures_inside[:, 0]
    data["dpress_mv_out_south_calc"] = pressures_inside[:, 0] - pressures_outside[:, 0]
    data["dpress_mv_out_north_calc"] = pressures_inside[:, 0] - pressures_outside[:, 1]
    data["dpress_as_out_calc"] = pressures_inside[:, 1] - pressures_outside[:, 2]

    return data

class MultiModel:
    def __init__(self):
      self.custom_areas = [7.017, 0.704, 0.929, 4.128]
      self.set_areas(self.custom_areas)

    def set_areas(self, areas):
      self.S_as_mv, self.S_as, self.S_mv_west, self.S_mv_east = areas
      self.S_as_west = self.S_as * 0.193
      self.S_as_east = self.S_as * 0.147
      self.S_as_cyll = self.S_as * 0.665

    @staticmethod
    def direct_solver(fans: np.array, bound_press: np.array, areas, eta=0.0001) -> np.array:
      """
      Iteration method for finding pressures inside based on mass equality.
      """
      G_mv_plus, G_mv_minus, G_as = fans
      P_as_w, P_as_e, P_as_c, P_mv_w, P_mv_e = bound_press
      S_as_mv, S_as_west, S_as_east, S_as_cyll, S_mv_west, S_mv_east = areas

      P_as, P_mv = random.uniform(0, 10), random.uniform(0, 10)
```

```
    while True:
      R_as_w = calc_conductivity(P_as, P_as_w, S_as_west)

      P_as_upd = (P_as_w * R_as_w + ...) / (R_as_w + R_as_c + R_as_e + R_as_mv)
      P_mv_upd = (P_mv_w * R_mv_w + ...) / (R_mv_w + R_mv_e + R_as_mv)

      if abs(P_as_upd - P_as) < eta and abs(P_mv_upd - P_mv) < eta:
        return np.array([round(P_mv_upd, 3), round(P_as_upd, 3)])

      P_as, P_mv = P_as_upd, P_mv_upd

  def batch_solver(self, fans: np.array, bound_press: np.array) -> np.array:
    if bound_press.shape[1] != 5 or fans.shape[1] != 3:
      raise ValueError("Incorrect input sizes")

    areas = (self.S_as_mv, self.S_as_west, self.S_as_east, self.S_as_cyll, self.S_mv_west,
self.S_mv_east)
    args = [(fans[i, :], bound_press[i, :], areas) for i in range(fans.shape[0])]

    with Pool() as pool:
      results = pool.starmap(self.direct_solver, args)

    return np.array(results)

def calc_conductivity(press_1: float, press_2: float, area: float, mu=0.6, density=1.225) -> float:
  press_dif = abs(press_1 - press_2)
  try:
    return mu * area * np.sqrt(2 / (density * press_dif))
  except ZeroDivisionError:
    return 0
```

```
class MLModels:
  def __init__(self,
        path_weights_folder=None,
        path_scaler_file=None):
    """
    Initialize four TensorFlow Neural Networks for different target predictions.
    Each model has the same architecture and compilation settings.
    """
    self.models = []

    # create models
    for _ in range(4):
      model = self._create_model()
      self.models.append(model)

    # read weights from folder
    if path_weights_folder != None:
      self.load_weights(path_weights_folder)

    # read scaler
    if path_scaler_file != None:
      self.load_scaler(path_scaler_file)
    else:
      self.scaler = StandardScaler()

  def _create_model(self):
    """
    Create and compile a TensorFlow model with a specific architecture.
    """
    with tf.device("/CPU:0"):
      model = Sequential([
        Dense(32, activation='relu', input_shape=[6]),
        Dense(16, activation='relu'),
        Dense(1)
      ])
      model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error', metrics=['mae'])
    return model

  def preprocess_features(self, X):
    """
    Preprocess the input features X.

    Parameters:
    X (DataFrame): Input features with columns including 'wind_direction' and others.

    Returns:
```

```
    ndarray: Normalized and preprocessed features.
    """
    wind_direction_rad = np.radians(X['wind_direction'])
    X['wind_direction_sin'] = np.sin(wind_direction_rad)
    X['wind_direction_cos'] = np.cos(wind_direction_rad)
    X.drop(columns=["wind_direction"], inplace=True)

    return self.scaler.fit_transform(X)

  def train(self, X, y):
    """
    Train all models on the respective target variables.

    Parameters:
    X (DataFrame): Input features.
    y (DataFrame): Target variables with each column corresponding to a different target.
    """
    X_processed = self.preprocess_features(X.copy())
    early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10)

    with tf.device("/CPU:0"):
      for i, model in enumerate(self.models):
        model.fit(X_processed, y.iloc[:, i], epochs=100, validation_split=0.2, callbacks=[early_stop])

  def predict(self, X):
    """
    Make predictions with each neural network model.

    Parameters:
    X (DataFrame): Input features to make predictions on.

    Returns:
    dict: Predictions from each model.
    """
    X_processed = self.preprocess_features(X.copy())
    predictions = {}

    with tf.device("/CPU:0"):
      for i, model in enumerate(self.models):
        pred = model.predict(X_processed, verbose=0).flatten()
        predictions[f'model_{i+1}_predictions'] = pred

    predictions = pd.DataFrame(predictions)
    predictions.columns = ["dpress_as_mv_ml", "press_mv_out_south_ml",\
              "dpress_mv_out_north_ml", "dpress_as_out_exp_ml"]
    return predictions
```

```
def save_weights(self, folderpath):
  """ Save the weights of each model to separate files. """
  for i, model in enumerate(self.models):
    model.save_weights(f'{folderpath}weights_{i}.h5')

def load_weights(self, folderpath):
  """ Load the weights for each model from separate files. """
  for i, model in enumerate(self.models):
    model.load_weights(f'{folderpath}weights_{i}.h5')

def save_scaler(self, filepath):
  """Save the scaler used for preprocessing (.bin format)"""
  dump(self.scaler, filepath, compress=True)

def load_scaler(self, filepath):
  """ Load the scaler used for preprocessing (.bin format) """
  self.scaler = load(filepath)
```

```
class VUOptimizer:

  global G_MV_MIN, G_MV_MAX

  def __init__(self, model, areas=[6.74, 0.72, 1.97, 4.97]):

    # for calcualtions
    self.model = model
    self.model.set_areas(areas)
    self.areas = [6.74, 0.72, 1.97, 4.97]

    # for optimization
    self.initial_guess = (G_MV_MAX - G_MV_MIN)/2
    self.bounds = [(G_MV_MIN, G_MV_MAX)]
    self.method = 'Nelder-Mead'

  def calculate_loss(self, vus, leaks, t=0.95):

    # sum of radiative air to envoriment
    leaks = np.array(leaks)
    outleaks = abs(np.sum(leaks[leaks<0]))

    # sum of electricity loss
    electricity_mv_out = vus[1]
    loss = t*outleaks + (1-t)*electricity_mv_out
    return loss

  def minimize_vu_mv(self, vu_mv_outside, vus_inside, boundary_conditions):

    vus = [vus_inside["vu_mv_inside"], vu_mv_outside[0], vus_inside["vu_as_inside"]]
    pressure_inside = self.model.direct_solver(vus, boundary_conditions)
    all_dpress = self.model.calculate_all_dpress(pressure_inside, boundary_conditions)
    leaks = self.model.calculate_mv_leaks(all_dpress, areas=self.areas)
    loss = self.calculate_loss(vus, leaks)

    return loss

  def optimize(self, vus_inside, boundary_conditions):

    result = minimize(self.minimize_vu_mv,
            self.initial_guess,
            args=(vus_inside, boundary_conditions),
            method=self.method,
            bounds=self.bounds)

    return result.x[0]
```

```
class MVTableInterpolator:
  def __init__(self, path_to_mv_table):
    """
    Initializes the MVTableInterpolator with data from an MV table file.

    Args:
      path_to_mv_table (str): Path to the file containing MV table data.
    """
    self.mv_table = pd.read_excel(path_to_mv_table) # Adjust the read method based on your file
format

  def linear_interpolate(self, val, x1, x2, y1, y2):
    """
    Perform linear interpolation between two points (x1, y1) and (x2, y2) for a given val.
    """
    return y1 + (y2 - y1) * ((val - x1) / (x2 - x1))

  def find_closest_points(self, value, options):
    """
    Find the two closest values to 'value' in 'options'.
    """
    options = sorted(options)
    for i in range(1, len(options)):
      if options[i] >= value:
        return options[i-1], options[i]
    return options[-2], options[-1] # In case 'value' is beyond the range

  def interpolate_fan_out_mv(self, working, n_as, wind_speed, wind_direction):
    """
    Interpolates the fan_out_mv_optimized value from the MV table based on given parameters.
    """
    # Filter based on working and n_as
    filtered_df = self.mv_table[(self.mv_table['working'] == working) & (self.mv_table['n_as'] ==
n_as)]

    # Get unique wind_speed and wind_direction values from filtered DataFrame
    unique_speeds = filtered_df['wind_speed'].unique()
    unique_directions = filtered_df['wind_direction'].unique()

    # Find the closest two points for interpolation
    lower_speed, upper_speed = self.find_closest_points(wind_speed, unique_speeds)
    lower_direction, upper_direction = self.find_closest_points(wind_direction, unique_directions)

    # Extract the four points needed for bilinear interpolation
```

```
    Q11 = filtered_df[(filtered_df['wind_speed'] == lower_speed) &
            (filtered_df['wind_direction'] == lower_direction)]['fan_out_mv_optimized'].values[0]
    Q12 = filtered_df[(filtered_df['wind_speed'] == lower_speed) &
            (filtered_df['wind_direction'] == upper_direction)]['fan_out_mv_optimized'].values[0]
    Q21 = filtered_df[(filtered_df['wind_speed'] == upper_speed) &
            (filtered_df['wind_direction'] == lower_direction)]['fan_out_mv_optimized'].values[0]
    Q22 = filtered_df[(filtered_df['wind_speed'] == upper_speed) &
            (filtered_df['wind_direction'] == upper_direction)]['fan_out_mv_optimized'].values[0]

    # Bilinear interpolation
    R1 = self.linear_interpolate(wind_direction, lower_direction, upper_direction, Q11, Q12)
    R2 = self.linear_interpolate(wind_direction, lower_direction, upper_direction, Q21, Q22)
    P = self.linear_interpolate(wind_speed, lower_speed, upper_speed, R1, R2)

    return round(P, 2)


def calculate_vus_inside(n_as=2, working=0):

  global G_AHU_012_015, G_AHU_017, G_AS_ONE

  # Check if working is either 0 or 1
  if working not in [0, 1]:
    return "Error: 'working' should be either 0 or 1."

  # Check if n_as is between 0 and 4
  if n_as not in [0, 1, 2, 3, 4]:
    return "Error: 'n_as' should be between 0 and 4."


  return {"vu_as_inside": round(G_AS_ONE*n_as + working*G_AHU_017*0.4, 2),
      "vu_mv_inside": round(working*(G_AHU_017*0.6+G_AHU_012_015), 2)}


class WindSimulatorAdvanced():
  def __init__(self):
    self.weibull_params = {}
    self.bins = np.linspace(0, 360, 37) # 36 bins + 1 to complete the circle

  def fit(self, speeds, directions):
    # Ensure directions are within [0, 360)
    directions[directions == 360] = 0

    # Initialize dictionary to store Weibull parameters for each bin
    self.weibull_params = {i: {} for i in range(36)}

    # Fit Weibull distributions for each bin
```

```
    for i in range(36):
      # Identify speeds for the current bin
      bin_mask = (directions >= i*10) & (directions < (i+1)*10)
      bin_speeds = speeds[bin_mask]

      # Fit Weibull only if there are enough data points
      if len(bin_speeds) > 0:
        c, loc, scale = weibull_min.fit(bin_speeds, floc=0)
        self.weibull_params[i] = {"c": c, "loc": loc, "scale": scale}

  def simulate(self, size=100):
    # Simulate directions uniformly
    simulated_directions = np.random.uniform(0, 360, size=size)

    # Simulate speeds based on direction bin
    simulated_speeds = np.zeros(size)
    for i in range(36):
      # Identify simulation indices for the current bin
      bin_mask = (simulated_directions >= i*10) & (simulated_directions < (i+1)*10)
      bin_size = np.sum(bin_mask)

      # Generate speeds if the bin is not empty and parameters were fitted
      if bin_size > 0 and "c" in self.weibull_params[i]:
        params = self.weibull_params[i]
        simulated_speeds[bin_mask] = weibull_min.rvs(params["c"], params["loc"], params["scale"],
size=bin_size)

    return simulated_speeds.round(2), simulated_directions.round(1)
```

Лістинг тестування різних ML моделей

```
def test_4_regressors(X, y, n=0.7, random_split=False ):

  # Splitting data into training and testing sets
  size = X.shape[0]
  if random_split == True:
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)
  else:
    X_train, X_test, = X[:int(size*n), :], X[int(size*n):, :]
    y_train, y_test = y[:int(size*n)], y[int(size*n):]

  # Initialize models
  linear_regressor = LinearRegression()
  decision_tree_regressor = DecisionTreeRegressor(random_state=42, min_samples_leaf=10)
  random_forest_regressor = RandomForestRegressor(random_state=42)
```

```
  gradient_boosting_regressor = GradientBoostingRegressor(random_state=42)
  regressors = [linear_regressor, decision_tree_regressor, random_forest_regressor,
gradient_boosting_regressor]

  results = []
  # Train and evaluate each model
  for regressor in regressors:
    regressor.fit(X_train, y_train)

    y_pred = regressor.predict(X_train)
    train_mae = mean_absolute_error(y_train, y_pred)

    y_pred = regressor.predict(X_test)
    test_mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)

    results.append({
      'y_feature': y.name,
      'regressor': regressor.__class__.__name__,
      'train_mae': train_mae,
      'test_mae': test_mae
    })

  return results


# Inputs for optimization (one wind)
boundary_conditions, _ = boundary_map.get_boundary_conditions(wind_speed = 5,
                          wind_direction = 270)

boundary_conditions = boundary_conditions.values[0,:]

vus_inside = calculate_vus_inside(n_as=2,
                working=0)

# Find losses
losses = []
mvs = list(range(60))

for mv in mvs:

  vus = [vus_inside["vu_mv_inside"], mv, vus_inside["vu_as_inside"]]
  pressure_inside = physical_model.direct_solver(vus, boundary_conditions)
  all_dpress = physical_model.calculate_all_dpress(pressure_inside, boundary_conditions)
  leaks = physical_model.calculate_mv_leaks(all_dpress, areas=vu_optimizer.areas)
  loss = vu_optimizer.calculate_loss(vus, leaks)

  losses.append(loss)
```

```
# Inputs for optimization (3 winds)
for i in [5, 10, 15]:
  boundary_conditions, _ = boundary_map.get_boundary_conditions(wind_speed = i,
                                wind_direction = 270)

  boundary_conditions = boundary_conditions.values[0,:]

  vus_inside = calculate_vus_inside(n_as=2,
                  working=0)

  losses = []
  mvs = list(range(60))

  for mv in mvs:

    vus = [vus_inside["vu_mv_inside"], mv, vus_inside["vu_as_inside"]]
    pressure_inside = physical_model.direct_solver(vus, boundary_conditions)
    all_dpress = physical_model.calculate_all_dpress(pressure_inside, boundary_conditions)
    leaks = physical_model.calculate_mv_leaks(all_dpress, areas=vu_optimizer.areas)
    loss = vu_optimizer.calculate_loss(vus, leaks)

    losses.append(loss)

  losses = np.array(losses)

  plt.plot(losses, label=f"Вітер {i} м/с")
  plt.xlabel("Витрата ВУ ОО [м3/с]")
  plt.ylabel("Значення функції втрат")
  plt.grid(alpha=0.5)
  plt.xlim(0, 59)


plt.text(8, 10, '5 м/с', bbox=dict(facecolor='white', edgecolor='black'))
plt.text(20, 10, '10 м/с', bbox=dict(facecolor='white', edgecolor='black'))
plt.text(35, 10, '15 м/с', bbox=dict(facecolor='white', edgecolor='black'))
plt.show()
```

Лістинг знаходження оптимальних витрат ВУ

```
from itertools import product

working_options = [0, 1]
n_as_options = np.arange(0, 5, 1)
speed_options = np.arange(1, 26, 1)
direction_options = np.arange(0, 361, 5)
```

```
columns = ["working", "n_as", "wind_speed", "wind_direction"]

df_params = pd.DataFrame(list(product(working_options,
            n_as_options,
            speed_options,
            direction_options)),
        columns=columns)

physical_model = Model()
vu_optimizer = VUOptimizer(physical_model)

for i in range(df_params.shape[0]):

  print(i)

  # 1 read parameters
  params = df_params.iloc[i,:]

  # 2 calculate VUs
  vus_inside = calculate_vus_inside(params["n_as"],
                working=params["working"])

  # 3 find boundary_conditions
  boundary_conditions, _ = boundary_map.get_boundary_conditions(wind_speed =
params["wind_speed"],
                          wind_direction = params["wind_direction"])
  # 4 fix for one line bc
  boundary_conditions = boundary_conditions.values[0,:]

  # 5 find best g
  mv_optimized = vu_optimizer.optimize(vus_inside, boundary_conditions)

  # 6 update df_params
  df_params.loc[i, "fan_in_mv"] = vus_inside["vu_mv_inside"]
  df_params.loc[i, "fan_out_mv_optimized"] = round(mv_optimized, 2)
  df_params.loc[i, "fan_in_as"] = vus_inside["vu_as_inside"]
```