

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧОРНОМОРСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ

Кваліфікаційна наукова праця на
правах рукопису

ШИЯН Сергій Іванович

УДК 004.94:519.876.2]:665.7](043.5)

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛІ, МЕТОДИ І ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ
МОНІТОРИНГУ ПАРАМЕТРІВ ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ
МАТЕРІАЛІВ У СИСТЕМАХ ЇХ ЗБЕРІГАННЯ**

122 – Комп'ютерні науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії (PhD)

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



/ С. І. Шиян /

(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник :

ГОЖИЙ Олександр Петрович
доктор технічних наук, професор

Миколаїв – 2026

АНОТАЦІЯ

Шиян С.І. Моделі, методи і інформаційна технологія моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів у системах їх зберігання. — Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки». – Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв, 2026.

Дисертаційне дослідження присвячене розробленню моделей, методів і інформаційної технології моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів у системах їх зберігання, яка базується на побудові імітаційних моделей для систем зберігання паливно-мастильних матеріалів (ПММ) та вирішенні завдань моніторингу за допомогою методів машинного навчання. Розроблені методи та імітаційні моделі поєднують теоретико-графові та стохастичні підходи на основі спеціалізованої алгебри та колірних мереж Петрі. А також методи прогнозування та машинного навчання, що забезпечує нову якість в системах моніторингу паливно-мастильних матеріалів.

У **вступі** обґрунтовано актуальність проблеми розробки моделей, методів і інформаційної технології моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів у системах їх зберігання. Сформульовано **мету** дослідження – розроблення методів, моделей та інформаційної технології для підвищення ефективності моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів, в системах їх зберігання. Визначено **об'єкт дослідження** – процеси моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання. **Предметом дослідження** є методи, моделі та інформаційна технологія підвищення ефективності моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання.

У **першому розділі** виконано комплексний огляд підходів, аналіз методів та інформаційних систем моніторингу. Визначено та структуровано поняття

моніторингу. Визначено функції, об'єкти, цілі, підходи та елементи моніторингу. Проведено аналіз методів і технологій вимірювання, етапи та особливості моніторингу систем паливно-мастильних матеріалів. Визначено переваги та недоліки ряду підходів до вимірювання та моніторингу. Описано і досліджено сучасні методи моніторингу паливно-мастильних матеріалів, проведено їх порівняльний аналіз. Розглянуто технології зберігання паливно-мастильних матеріалів та проведена класифікація систем та резервуарів для дистанційного моніторингу ПММ. Визначено потенціал їх використання в транспортній галузі. Для моніторингу ПММ проведено огляд сучасних моделей (імітаційних, аналітичних, інтелектуальних), які використовуються для моделювання процесів моніторингу. Обґрунтовано, що існуючі методи моделювання недостатньо інтегровані в сучасні системи моніторингу. Проведено аналіз застосування методів машинного навчання в системах моніторингу. У результаті зроблено висновок про доцільність створення нової інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів на основі формалізованих стохастичних моделей, зокрема колірних мереж Петрі, які забезпечують інтеграцію ситуаційної логіки процесів моніторингу, ймовірнісного характеру їх взаємодії та методів машинного навчання для прогнозування стану систем зберігання паливно-мастильних матеріалів.

У **другому розділі** представлено основні теоретичні засади, на яких побудовано інформаційна технологія моніторингу паливно-мастильних матеріалів. В розділі визначені і описані головні аспекти побудови інформаційної технології для вирішення завдань моніторингу. Розроблено структуру обробки інформації при вирішенні задач моніторингу. Представлено вперше розроблений модельний підхід до розв'язування завдань моніторингу ПММ в системах їх зберігання. При цьому значну увагу зосереджено на реалізації і розробці формалізованого опису інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів. Запропоновано і розроблено алгебру для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ, яка складається з семи базових та чотирьох комбінованих

операцій моніторингу. Представлено формалізований опис операцій алгебри у вигляді мереж Петрі. Представлено алгебраїчний опис властивостей операцій моніторингу, який дозволяє використовувати алгебру операцій для моделювання процесу моніторингу різними типами мереж Петрі. Розроблено інформаційну технологію моніторингу ПММ в системах зберігання.

У **третьому розділі** розглянуто питання побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання в середовищі *CPN Tools*. Досліджені основні особливості побудови імітаційних моделей. Побудовано моделі для системи вимірювання фізико-хімічних параметрів палива на основі колірних мереж Петрі та виконано імітацію їх поведінки. Розроблено структурну схему контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ та імітаційну модель процесу вимірювання параметрів ПММ. Обґрунтовано вибір колірних мереж Петрі, як формалізму, що дозволяє відображати динаміку роботи системи, яка моделюється, враховувати ситуаційні та ймовірнісні особливості її функціонування. Запропонована модель забезпечує можливість багаторівневої декомпозиції системи — від моделі високого рівня до рівня елементів моделі. Представлено результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ. Розроблена структура ієрархічної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ та реалізована в середовищі *CPN Tools*. Представлено результати моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ, а також розроблено імітаційну модель моніторингу АЗС з альтернативними чергами і проведено їх аналіз.

У **четвертому розділі** представлені результати вирішення практичних завдань на основі моделей і методів машинного навчання та інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів. Розроблено інтелектуальна інформаційно-аналітична система моніторингу ПММ на основі інформаційної технології моніторингу. Вона складається з підсистеми збору і зберігання інформації, підсистеми підготовки даних, підсистеми аналізу і попередньої обробки даних, підсистем моделювання і прогнозування.

Розглянуто особливості вирішення задачі моніторингу паливно-мастильних матеріалів на морському транспорті. Була вирішена задача прогнозування обсягу потреб у паливно-мастильних матеріалах двох типів для різних ємностей для зберігання палива на судні. Представлено підхід для підвищення точності прогнозних значень на основі комбінування прогнозів. На основі даних з судових журналів, які сформовані по звітності про надання паливно-мастильних матеріалів сервісними компаніями, за допомогою мови VBA були синтезовані набори даних для прогнозування. Вони були представлені у вигляді часових рядів. Алгоритм підготовки даних дозволив будувати моделі для прогнозування обсягів можливого наповнення паливом для будь-якої ємності. Проведено прогнозування сумарних показників по ємностям, які відповідають одному типу палива (дизельного палива чи мазуту). Підсистеми моделювання та прогнозування реалізовано на основі моделей: ARIMA/SARIMA, моделей експоненційного згладжування, регресійних моделей на основі нейронних мереж та Байєсовських структурних моделей часових рядів. Для покращення прогнозних значень використано процедуру комбінування прогнозів на основі 7 методів комбінування: метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменших квадратів, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей. На основі використання методів комбінування прогнозних значень досягнуто покращення якості прогнозів по метрикам MSE, RMSE, MAE в середньому на 18-35% (по різним ємностям).

Наукова новизна одержаних результатів полягає в наступному:

Вперше розроблено: модельний підхід для побудови імітаційних моделей моніторингу паливно-мастильних матеріалів, який використовує спеціалізовану алгебру та теорію мереж Петрі, що дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті експлуатації систем зберігання палива.

Вперше розроблено: імітаційні моделі для системи моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах зберігання палива закритого типу, які використовують колірні мережі Петрі, що дає змогу врахувати різні стани системи, що виникають в результаті експлуатації та дає змогу реалізувати різні сценарії функціонування, що підвищує ефективність системи моніторингу паливно-мастильних матеріалів до різних експлуатаційних вимог.

Вдосконалено: інформаційну технологію моніторингу паливно-мастильних матеріалів, за рахунок використання методів імітаційного моделювання та методів прогнозування, що дозволило підвищити ефективність використання різних систем зберігання палива.

Отримав подальший розвиток: процес моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання та комбінування прогнозів, який підвищує ефективність її експлуатації.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробці методів, імітаційних моделей та інформаційної технології моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів для різних систем зберігання. А також в розробці інформаційної системи моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива.

Зокрема, розроблено модельний підхід для побудови імітаційних моделей моніторингу паливно-мастильних матеріалів, який використовує спеціалізовану алгебру та теорію мереж Петрі, який дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті експлуатації систем зберігання палива. Розроблено імітаційні моделі для системи моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання, які реалізовані на основі колірних мереж Петрі, що дає змогу врахувати різні стани системи, що виникають в результаті експлуатації та підвищує ефективність системи моніторингу паливно-мастильних матеріалів до різних експлуатаційних вимог.

Важливе практичне значення має удосконалена інформаційна технологія моніторингу паливно-мастильних матеріалів, за рахунок використання методів імітаційного моделювання та методів прогнозування. А також процес моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання та комбінування прогнозів, який підвищує ефективність її експлуатації.

Одержані наукові результати досліджень у вигляді імітаційних моделей та програмного забезпечення інтелектуальної інформаційної системи впроваджено у діяльності торгівельної компанії «ЮВЕНТА», на судні “SOPHIA I” (IMO: 9546007) під час експлуатації та в навчальному процесі кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету імені Петра Могили.

Ключові слова: моніторинг, паливно-мастильні матеріали, інформаційна технологія, інтелектуальна інформаційна технологія, спеціалізована алгебра, модель, імітаційна модель, інтелектуальна модель, ситуаційний менеджмент, мережі Петрі, колірні мережі Петрі, ймовірнісне моделювання, машинне навчання, часовий ряд, класифікація, прогнозування, комбінування прогнозів, байєсівський структурний часовий ряд, нейронна мережа, прийняття рішень.

ABSTRACT

Shiyan S.I. Models, methods and information technology for monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems. — Qualification scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 122 "Computer Science".
— Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, 2026.

The dissertation research is devoted to the development of models, methods and information technology for monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems, which is based on the construction of simulation models for fuel and lubricant storage systems (FMM) and solving monitoring problems using machine learning methods. The developed methods and simulation models combine graph-theoretic and stochastic approaches based on specialized algebra and color Petri nets. As well as forecasting and machine learning methods, which provides new quality in fuel and lubricant monitoring systems.

The introduction substantiates the relevance of the problem of developing models, methods and information technology for monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems. The purpose of the study is formulated - the development of methods, models and information technology to increase the efficiency of monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems. The object of the study is determined - the processes of monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems. The subject of the study is methods, models and information technology for increasing the efficiency of monitoring fuel and lubricants in their storage systems.

The first section provides a comprehensive review of approaches, analysis of monitoring methods and information systems. The concept of monitoring is defined and structured. The functions, objects, goals, approaches and elements of monitoring are defined. The analysis of measurement methods and technologies, stages and features of monitoring fuel and lubricant systems is carried out. The advantages and disadvantages

of a number of approaches to measurement and monitoring are determined. Modern methods of monitoring fuel and lubricants are described and investigated, and their comparative analysis is carried out. The storage technologies of fuels and lubricants are considered and the classification of systems and tanks for remote monitoring of fuels and lubricants is carried out. The potential of their use in the transport industry is determined. For fuel and lubricants monitoring, a review of modern models (simulation, analytical, intellectual) used for modeling monitoring processes is conducted. It is substantiated that existing modeling methods are not sufficiently integrated into modern monitoring systems. An analysis of the application of machine learning methods in monitoring systems is carried out. As a result, a conclusion is made about the feasibility of creating a new information technology for monitoring fuels and lubricants based on formalized stochastic models, in particular color Petri nets, which provide integration of the situational logic of monitoring processes, the probabilistic nature of their interaction and machine learning methods for predicting the state of fuel and lubricant storage systems.

The second section presents the main theoretical foundations on which the information technology for monitoring fuels and lubricants is built. The section identifies and describes the main aspects of building information technology for solving monitoring tasks. The structure of information processing when solving monitoring tasks is developed. The first developed model approach to solving the tasks of monitoring fuel and lubricants in their storage systems is presented. At the same time, significant attention is focused on the implementation and development of a formalized description of the information technology for monitoring fuel and lubricants. An algebra for describing and building simulation models of fuel and lubricants monitoring is proposed and developed, which consists of seven basic and four combined monitoring operations. A formalized description of algebra operations in the form of Petri nets is presented. An algebraic description of the properties of monitoring operations is presented, which allows using the algebra of operations to model the monitoring process using different types of Petri

nets. An information technology for monitoring fuel and lubricants in storage systems is developed.

The third section considers the issue of building simulation models for monitoring fuel and lubricants in their storage systems in the CPN Tools environment. The main features of building simulation models are studied. Models for a system for measuring physicochemical parameters of fuel based on color Petri nets are built and their behavior is simulated. A structural scheme of control of measurement of physical and chemical parameters of fuel and oil products and a simulation model of the process of measurement of fuel and oil products parameters have been developed. The choice of color Petri nets as a formalism that allows to reflect the dynamics of the system being modeled and to take into account the situational and probabilistic features of its functioning has been justified. The proposed model provides the possibility of multi-level decomposition of the system - from the model and high-level to the level of model elements. The results of modeling the process of measuring fuel and lubricant parameters are presented. The hierarchical model structure for a multi-channel fuel and lubricant storage system is developed and implemented in the CPN Tools environment. The results of modeling a multi-channel fuel and lubricant storage system are presented, as well as a simulation model for monitoring gas stations with alternative queues is developed and their analysis is carried out.

The fourth section presents the results of solving practical problems based on models and methods of machine learning and information technology for monitoring fuel and lubricants. An intelligent information and analytical system for monitoring fuel and lubricants is developed based on information technology for monitoring. It consists of a subsystem for collecting and storing information, a subsystem for preparing data, a subsystem for analyzing and pre-processing data, and subsystems for modeling and forecasting.

The features of solving the problem of monitoring fuel and lubricants in maritime transport are considered. The problem of predicting the volume of needs for fuel and lubricants of two types for different fuel storage capacities on a ship is solved. An

approach to increasing the accuracy of forecast values based on combining forecasts is presented. Based on data from ship logs, which are formed based on reports on the provision of fuel and lubricants by service companies, data sets for forecasting were synthesized using the VBA language. They were presented in the form of time series. The data preparation algorithm allowed building models for predicting the volumes of possible fuel filling for any capacity. Forecasting of total indicators for capacities corresponding to one type of fuel (diesel fuel or fuel oil) was carried out. The modeling and forecasting subsystems were implemented based on the following models: ARIMA/SARIMA, exponential smoothing models, regression models based on neural networks and Bayesian structural models of time series. To improve the forecast values, the forecast combination procedure was used based on 7 combination methods: the simple averaging method, the median method, the minimum variance method, the inverse rank method, the method of constructing a regression model with coefficients selected by the least squares method, the method of constructing a regression model with coefficients selected by the least absolute deviation method, and the method of combining several regression models. Based on the use of forecast value combination methods, the quality of forecasts was improved by the MSE, RMSE, MAE metrics by an average of 18-35% (for different capacities).

The scientific novelty of the results obtained is as follows:

For the first time, a model approach was developed for constructing simulation models of fuel and lubricant monitoring, which uses specialized algebra and Petri net theory, which allows taking into account states and probabilistic processes arising from the operation of fuel storage systems.

For the first time, simulation models for the fuel and lubricants monitoring system in closed-type fuel storage systems using color Petri nets were developed, which allows taking into account different system states arising from operation and allows implementing different operating scenarios, which increases the efficiency of the fuel and lubricants monitoring system to various operational requirements.

Improved: information technology for monitoring fuel and lubricants, through the use of simulation modeling methods and forecasting methods, which allowed increasing the efficiency of using various fuel storage systems.

Further development was made: the process of monitoring and forecasting parameters for a ship's fuel storage system, based on machine learning methods and combining forecasts, which increases the efficiency of its operation.

The practical significance of the results obtained lies in the development of methods, simulation models and information technology for monitoring fuel and lubricants parameters for various storage systems. As well as in the development of an information system for monitoring and forecasting parameters for a ship's fuel storage system.

In particular, a model approach has been developed for building simulation models of fuel and lubricant monitoring, which uses specialized algebra and Petri net theory, which allows taking into account states and probabilistic processes that arise as a result of the operation of fuel storage systems. Simulation models have been developed for the system for monitoring fuel and lubricant parameters in their storage systems, which are implemented on the basis of color Petri nets, which allows taking into account different states of the system that arise as a result of operation and increases the efficiency of the fuel and lubricant monitoring system to various operational requirements.

Of great practical importance is the improved information technology for monitoring fuel and lubricants, through the use of simulation methods and forecasting methods. As well as the process of monitoring and forecasting parameters for a ship's fuel storage system, based on machine learning methods and combining forecasts, which increases the efficiency of its operation.

The obtained scientific research results in the form of simulation models and software for an intelligent information system were implemented in the activities of the trading company "YUVENTA", on the vessel "SOPHIA I" (IMO: 9546007) during

operation and in the educational process of the Department of Intelligent Information Systems of the Petro Mohyla Black Sea National University.

Keywords: monitoring, fuels and lubricants, information technology, intelligent information technology, specialized algebra, model, simulation model, intelligent model, situational management, Petri nets, color Petri nets, probabilistic modeling, machine learning, time series, classification, forecasting, forecast combination, Bayesian structured time series, neural network, decision making.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у виданнях, що входять до Переліку фахових наукових видань України:

1. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Нечахін В.В. Імітаційне моделювання систем зі складним стохастичним процесом обробки даних за допомогою кольорових мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2022. Вип. 6, № 143. С. 42-56. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-143-2022-04>. ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б). (Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, розробка імітаційної моделі за допомогою CPN Tools, обробка і аналіз результатів моделювання, підготовка статті до друку)

2. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Гожий В.О., Пастернак Л.Ю. Інтелектуальна система прогнозування параметрів паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 1, № 162. С. 3-14. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-162-2026-01>. ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б) (Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, розробка структури інтелектуальної системи прогнозування, обробка і аналіз результатів моделювання)

3. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Нечахін О.П. Синтез параметрів нелінійної прогнозної моделі за допомогою генетичного алгоритму. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2023. Вип. 2, № 145. С. 66-75. DOI: [10.34185/1562-9945-2-145-2023-07](https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-145-2023-07). ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б). (Особистий внесок здобувача – розробка нелінійної прогнозної моделі, аналіз результатів прогнозування, підготовка статті до друку)

4. **Шиян С.І.** Імітаційна модель багатоканальної системи зберігання паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 2, № 163. С. 49-59 DOI:

<https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-163-2026-05>. ISSN 2707-7977 (*Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б*).

5. **Шиян С.І.**, Калініна І.О. Імітаційна модель системи вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ на основі колірних мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 3, № 164. С. 3-13. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-164-2026-01>. ISSN 2707-7977. (*Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б*). (Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, розробка елементів імітаційної моделі за допомогою CPN Tools, обробка результатів моделювання, підготовка статті до друку).

Статті у матеріалах міжнародних конференцій, які індексуються у наукометричних базах Scopus та/або Web of Science

6. Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Gozhyi Victor, **Shiyan Sergii**. Improving the architecture of a two-level heterogeneous ensemble for solving machine learning problems. *Proceedings of the Intelligent Systems Workshop at 9th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (CoLInS-2025)*. Kharkiv, Ukraine, May 15-16, 2025. CEUR-WS.org/Vol-3983/paper12.pdf/. DOI: 10.31110/COLINS/2025-2/012. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3983/>. (*стаття індексується у Scopus, DBLP, Web of Science, Google Scholar*). (Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, реалізація дворівневої ансамблевої моделі, підготовка статті до друку).

7. Gozhyj Aleksandr, Kalinina Irina, **Shiyan Sergii**, Nechakhin Vladyslav. Building a Fuel Measurement System Model based on Colored Petri Nets. 2023 *IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. Lviv, Ukraine. 19-21 October 2023. Publisher: IEEE. DOI: 10.1109/CSIT61576.2023.10324266. ISSN: **2766-3639**. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10324266>. (*Стаття індексується у Scopus*).

(Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, розробка елементів імітаційної моделі за допомогою CPN Tools, обробка і аналіз результатів моделювання)

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Статті та тези доповідей у збірниках праць міжнародних та всеукраїнських науково-методичних та науково-практичних конференціях

8. Bidyuk Peter, Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Gozhyi Victor, **Shiyan Sergii**. An approach to combining forecasts when solving machine learning problems. MoMLLeT-2025: *7th International Workshop on Modern Machine Learning Technologies*, June, 14, 2025, Lviv-Shatsk, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4004/paper2.pdf/. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4004/>. (Стаття індексується у Scopus). (Особистий внесок здобувача – аналіз і підбір методів комбінування прогнозів, розробка алгоритму комбінування прогнозів, підготовка статті до друку).

9. Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Chorna Viktoria, Gozhyi Victor and **Shiyan Sergii**. System of modeling and forecasting real estate prices based on machine learning methods. CIAW-2025: *Computational Intelligence Application Workshop*, September 25-27, 2025, Lviv, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4110/paper2.pdf. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4110/> (Стаття індексується у Scopus). (Особистий внесок здобувача – аналіз літературних джерел, обробка і аналіз результатів прогнозування, підготовка статті до друку).

10. Gozhyj Aleksandr, Kalinina Irina, **Shiyan Sergii**, and Gozhyi Victor. Forecasting based on machine learning methods in the fuel monitoring system. AIT&AIS'2025: *1st International Scientific Workshop on Applied Information Technologies and Artificial Intelligence Systems*, December 18–20 2025, Chernivtsi, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4160/paper4.pdf. (Особистий внесок здобувача – розробка прогнозної моделі, обробка результатів прогнозування, підготовка статті до друку).

11. Калініна І. О., **Шиян С. І.** Моделювання системи вимірювання палива за допомогою кольорових мереж Петрі. «Могілянські читання-2023. Досвід та

тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти». *Всеукр. наук.-метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні науки. Технічні науки*. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2023. С. 471-474. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1869>.

12. **Шиян С. І.** Перспективи застосування кольорових мереж Петрі до моделювання систем вимірювання та зберігання полива на судні. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 2–4 грудня 2024 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 46-48. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1661>.*

13. Калініна І. О., Гожий О. П., **Шиян С. І.** Інтелектуальна система прогнозування цін на нерухомість на основі ансамблевих методів машинного навчання. *«Могілянські читання-2025. Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти». Всеукр. наук.-метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні науки. Технічні науки*. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 263-269. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3066>.

14. **Шиян С. І.**, Особливості побудови інтелектуальної системи контролю параметрів ПММ. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 4–5 грудня 2025 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2026. С. 54-57. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3054>.*

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ СКОРОЧЕНЬ

АЗС – Автозаправна станція.

ІС – Інформаційна система.

ІТ – Інформаційна технологія.

ПЗ – Програмне забезпечення.

ПММ – Паливно-мастильні матеріали.

CPN Tools – (*Coloured Petri Nets*) – це потужне програмне забезпечення для редагування, моделювання та аналізу колірних мереж Петрі .

FIFO – (*First In, First Out*) – це метод логістики, обліку та організації черг.

ІоТ – (*Internet of Things*) – інтернет речей. Це мережа фізичних пристроїв, які оснащені датчиками, програмним забезпеченням та інтернет-з'єднанням.

MSE – (*Mean Squared Error*) – метрика для оцінки точності прогнозу.

MAE – (*Mean Average Error*) – метрика для оцінки точності прогнозу.

R – це мова програмування та середовище з відкритим кодом.

R-Studio – це інтегроване середовище розробки з відкритим вихідним кодом для мови програмування R.

RMSE – (*Reduced Mean Squared Error*) – метрика для оцінки точності прогнозу.

MAPE – (*Mean Absolute Percentage Error*) – метрика для оцінки точності прогнозу.

MASE – (*Mean Absolute Scaled Error*) – метрика для оцінки точності прогнозу.

VBA – (*Visual Basic for Application*) – це мова програмування від Microsoft, вбудована в програми Microsoft Office.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	22
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ МОНІТОРИНГУ ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ.....	30
1.1 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ МОНІТОРИНГУ ПММ.....	30
1.2 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЙ МОНІТОРИНГУ ПММ В СИСТЕМАХ ЇХ ЗБЕРІГАННЯ.....	34
1.3 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЙ МОНІТОРИНГУ ОКРЕМИХ ПАРАМЕТРІВ ПММ.....	40
1.4 АНАЛІЗ МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ПММ..	46
1.5 СТРУКТУРНО-ЛОГІЧНА СХЕМА ДИСЕРТАЦІЙНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ.....	51
1.6 ЗМІСТОВНИЙ АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ДОСЛІДЖЕНЬ.....	52
РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНІ І МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ.....	55
2.1 ГОЛОВНІ АСПЕКТИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ МОНІТОРИНГУ.....	55
2.2 МОДЕЛЬНИЙ ПІДХІД ДО РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАВДАНЬ МОНІТОРИНГУ ПММ В СИСТЕМАХ ЇХ ЗБЕРІГАННЯ.....	58
2.3 ПОБУДОВА АЛГЕБРИ ДЛЯ ОПИСУ ТА ПОБУДОВИ ІМІТАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ МОНІТОРИНГУ ПММ.....	61
2.3.1 Базові операції моніторингу.....	63
2.3.2 Комбіновані операції моніторингу.....	68

2.3.3 <i>Моделювання складних операцій моніторингу за допомогою комбінованих операцій алгебри</i>	74
2.3.4 <i>Алгебраїчний опис властивостей операцій моніторингу</i>	80
2.4 ПОБУДОВА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ПММ В СИСТЕМАХ ЗБЕРІГАННЯ	82
2.5 ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2	84
РОЗДІЛ 3 СТВОРЕННЯ ІМІТАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ МОНІТОРИНГУ ПММ НА ОСНОВІ КОЛІРНИХ МЕРЕЖ ПЕТРІ	86
3.1 ОСОБЛИВОСТІ ПОБУДОВИ ІМІТАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ МОНІТОРИНГУ ПММ В СИСТЕМАХ ЇХ ЗБЕРІГАННЯ	86
3.2 ПОБУДОВА МОДЕЛІ СИСТЕМИ ВИМІРЮВАННЯ ФІЗИКО-ХІМІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ ПАЛИВА НА ОСНОВІ КОЛІРНИХ МЕРЕЖ ПЕТРІ	89
3.2.1 <i>Структурна схема контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ</i>	91
3.2.2 <i>Побудова імітаційної моделі процесу керування вимірюванням параметрів ПММ</i>	93
3.2.3 <i>Результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ</i>	98
3.3 РОЗРОБКА ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ БАГАТОКАНАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ЗБЕРІГАННЯ ПММ	100
3.3.1 <i>Побудова ієрархічної імітаційної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ в середовищі CPN Tools</i>	101
3.3.2 <i>Аналіз результатів моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ</i>	106
3.4 РОЗРОБКА ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ МОНІТОРИНГУ АЗС З АЛЬТЕРНАТИВНИМИ ЧЕРГАМИ	109

3.4.1 Побудова імітаційної моделі для системи моніторингу АЗС з альтернативними чергами в середовище CPN Tools.....	110
3.4.2 Аналіз результатів моделювання процесу роботи АЗС з альтернативними чергами.....	115
3.5 ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3.....	117
РОЗДІЛ 4 ВИРІШЕННЯ ПРАКТИЧНИХ ЗАВДАНЬ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ І МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ПММ.....	119
4.1 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ПММ.....	119
4.2 ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ МОНІТОРИНГУ ПММ НА МОРСЬКОМУ ТРАНСПОРТІ.....	124
4.3 АГРЕГАЦІЯ ПОКАЗНИКІВ ПРИ ВИРІШЕННІ ЗАДАЧ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	140
4.4 ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗНИХ ЗНАЧЕНЬ НА ОСНОВІ КОМБІНУВАННЯ ПРОГНОЗІВ.....	143
4.5 ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 4.....	148
ВИСНОВКИ.....	150
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	153
ДОДАТКИ.....	171
ДОДАТОК А. Опис набору даних.....	171
ДОДАТОК Б. Список публікацій здобувача за темою дисертації.....	172
ДОДАТОК В. Акти впровадження та використання результатів дисертаційної роботи.....	177

ВСТУП

Актуальність теми. Роль паливно-мастильних матеріалів (ПММ) в діяльності виробничих систем і підприємств будь-якої галузі економіки надзвичайно велика. Для забезпечення безперебійної роботи діяльності підприємств різного типу щодоби потрібна велика кількість різноманітних виробничих ресурсів, велику питому вагу в яких займають паливно-мастильні матеріали. Зі зростанням ролі транспортних перевезень у світовій економіці та посиленням екологічних вимог до транспортних засобів питання ефективності використання енергетичних ресурсів набувають особливої актуальності.

Сучасна промисловість та транспорт не можуть існувати без застосування паливно-енергетичних ресурсів. Це пов'язано з тим, що промислове виробництво та транспортні системи мають високу ступінь механізації та автоматизації, а вони потребують ПММ. Тому, ПММ є необхідними для виробничих підприємств. Головною функцією ПММ є забезпечення функціонування підприємства, забезпечення протікання виробничих процесів на кожному етапі виготовлення продукції, виконання робіт та надання послуг.

У структурі операційних витрат транспортних компаній, зокрема у морських перевезеннях, вартість паливно-мастильних матеріалів (ПММ) є однією з найбільших статей витрат. Ефективний моніторинг ПММ сприяє раціональному споживанню палива, економить фінансові ресурси та водночас призводить до зменшення шкідливих викидів в атмосферу.

Існуючі методи моніторингу ПММ мають певні обмеження. Багато традиційних підходів базуються на статичних нормативах, розрахованих на основі усереднених умов, що робить їх малоефективними для точної оцінки ефективності в реальних, динамічно змінюваних умовах експлуатації.

Розроблення методів, моделей, алгоритмів моніторингу є предметом інтенсивних досліджень як в Україні, так і за кордоном. Значний внесок у розвиток

цього напрямку зробили українські науковці, серед яких О. Гончаренко (системи обліку паливно-мастильних матеріалів), П. Іванов, С. Коваленко (проблеми контролю витрат ПММ), А. Фролов (GPS системи моніторингу), О. Снісар (облік ПММ), В. Літвіненко, Ю. Кондратенко, О. Козлов (розробка інтелектуальних інформаційних систем), П. Бідюк, О. Гожий, (розробка методів імовірнісно-статистичного аналізу даних), В. Теслюк (розробка стохастичних моделей на основі мереж Петрі-Маркова та колірних мереж Петрі), І. Калініна (імітаційне моделювання на основі колірних мереж Петрі) та інші.

Важливий внесок в дослідження питань моніторингу зробили зарубіжні дослідники. Зокрема, Дж. Сміт та Р. Джонсон (досліджували методи та алгоритми моніторингу ПММ), Л. Андерсон (дослідження та побудова систем автоматичного обліку палива), К. Вільямс (дослідження систем автоматизованих керування ПММ) та інші.

Попри суттєвий розвиток сучасних методів і технологій моніторингу ПММ, методи аналізу і обробки даних та прогнозування в системах моніторингу та розробка імітаційних моделей моніторингу ПММ залишаються складними задачами, які потрібно вирішувати системно.

Таким чином, розроблення методів, моделей та інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів на основі формалізованих стохастичних моделей зокрема колірних мереж Петрі, а також вирішення завдань моніторингу ПММ в різних технічних системах є **актуальним** науковим завданням, вирішення якого дозволить підвищити якість та функціональність сучасних систем експлуатації та зберігання паливно-мастильних матеріалів.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертація виконувалася відповідно до пріоритетних напрямів науково-дослідних робіт Чорноморського національного університету імені Петра Могили відповідно до координаційних планів Міністерства освіти й науки України. Зокрема, наукові дослідження виконувалися в рамках держбюджетної наукової теми кафедри

інтелектуальних інформаційних систем: «Розроблення автоматизованої системи керування гібридним енергетичним комплексом із застосуванням засобів штучного інтелекту для забезпечення енергетичної безпеки України» (номер державної реєстрації №0120U102032, роки виконання: 2020-2021). Результати роботи впроваджені на різних підприємствах. Документи, що підтверджують впровадження результатів дисертаційного дослідження надано у додатку В.

Метою дисертаційної роботи є розроблення методів, моделей та інформаційної технології для підвищення ефективності моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів, в системах їх зберігання.

Для розв'язання поставленої наукової задачі необхідно виконати наступні завдання:

1. Здійснити аналіз сучасних методів, моделей та інформаційних технологій моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання.
2. Розробити спеціалізовану алгебру, у складі якої присутні базові та комбіновані операції, для формального опису та побудови імітаційних моделей моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів.
3. Розробити інформаційну технологію моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів для систем зберігання палива, що забезпечує врахування особливостей етапів процесу моніторингу для експлуатації систем різного типу.
4. Розробити метод побудови імітаційних моделей для моніторингу паливно-мастильних матеріалів, який ґрунтується на використанні спеціалізованої алгебри та теорії мереж Петрі для побудови моделей моніторингу, що дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті взаємодії систем зберігання паливно-мастильних матеріалів.
5. Розробити імітаційну модель для моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів для автозаправних станцій, яка ґрунтується на використанні спеціалізованої алгебри та теорії мереж Петрі, що дає змогу врахувати стани та

ймовірнісні процеси, при вирішенні задач моніторингу що виникають в результаті експлуатації автозаправної станції.

6. Розробити імітаційні моделі на основі колірних мереж Петрі, які би забезпечували механізм адаптації системи моніторингу до особливостей експлуатації АЗС різного типу.

7. Розробити архітектуру інформаційної системи прогнозування ПММ для моніторингу та прогнозування параметрів суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання, що дає можливості прогнозувати потреби в різних типах палива для систем їх зберігання.

8. Розробити алгоритми аналізу і попередньої обробки даних при розв'язанні задачі прогнозування потреби в ПММ для суднової системи зберігання палива.

9. Реалізувати інформаційну систему прогнозування обсягів можливого наповнення паливом для суднової системи зберігання ПММ на основі методів машинного навчання з можливістю комбінування прогнозних значень.

Об'єкт дослідження – процеси моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання.

Предмет дослідження – методи, моделі та інформаційна технологія підвищення ефективності моніторингу паливно-мастильних матеріалів.

Методи дослідження: для розробки методів, моделей, і алгоритмів – теорія системного аналізу, теорія мереж Петрі, теорія колірних мереж Петрі; для розробки та вдосконалення прогнозних методів моніторингу – методи машинного навчання; при розробці інформаційної технології – методи системного аналізу та програмування.

Наукова новизна одержаних результатів:

вперше розроблено:

- модельний підхід для побудови імітаційних моделей моніторингу паливно-мастильних матеріалів, який використовує спеціалізовану алгебру та теорію мереж

Петрі, що дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті експлуатації систем зберігання палива.

- імітаційні моделі для системи моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання, які використовують колірні мережі Петрі, що дає змогу врахувати різні стани системи, які виникають в результаті експлуатації та дає змогу реалізувати різні сценарії функціонування, що підвищує ефективність системи моніторингу паливно-мастильних матеріалів та її адаптацію до різних експлуатаційних вимог.

вдосконалено

- інформаційну технологію моніторингу паливно-мастильних матеріалів, за рахунок використання методів імітаційного моделювання та методів прогнозування, що дозволило підвищити ефективність використання різних систем зберігання палива та забезпечує врахування особливостей процесу моніторингу.

отримав подальший розвиток

- процес моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання та комбінування прогнозів, який підвищує ефективність її експлуатації.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробці методів, імітаційних моделей та інформаційної технології моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів для різних систем зберігання. А також інформаційної системи моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива.

Зокрема, розроблено модельний підхід для побудови імітаційних моделей моніторингу паливно-мастильних матеріалів, який використовує спеціалізовану алгебру та теорію мереж Петрі, що дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті експлуатації систем зберігання палива. Розроблено імітаційні моделі для системи моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання, які реалізовані на основі колірних

мереж Петрі, що дає змогу врахувати різні стани системи, що виникають в результаті експлуатації та підвищує ефективність системи моніторингу паливно-мастильних матеріалів до різних експлуатаційних вимог.

Важливе практичне значення має удосконалена інформаційна технологія моніторингу паливно-мастильних матеріалів, за рахунок використання методів імітаційного моделювання та методів прогнозування. А також процес моніторингу та прогнозування параметрів для суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання та комбінування прогнозів, який підвищує ефективність її експлуатації.

Одержані наукові результати досліджень у вигляді імітаційних моделей та програмного забезпечення інформаційної системи впроваджено у діяльності торгівельної компанії «ЮВЕНТА», на судні “SOPHIA I” (ІМО: 9546007) під час експлуатації та навчальному процесі кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету імені Петра Могили (Додаток В).

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати, подані в дисертаційній роботі, отримані автором самостійно. Усі положення, що виносяться на захист, є особистим науковим доробком автора. Наукові публікації [4], [12], [14] виконано одноосібно. У працях, опублікованих у співавторстві, основний зміст досліджень, а саме розроблення або удосконалення методів, виконання експериментів, аналіз результатів і формування висновків, виконано автором особисто. Зокрема, у [1] розроблено імітаційна модель за допомогою CPN Tools, обробка і аналіз результатів моделювання; у [2] запропоновано структуру інтелектуальної системи прогнозування параметрів паливно-мастильних матеріалів, оброблено і проаналізовано результати моделювання. У статті [3] розроблено нелінійна прогнозна модель, виконано аналіз результатів синтезу параметрів нелінійної прогнозної моделі за допомогою генетичного алгоритму. У статтях [5,7] запропоновано елементи імітаційної моделі за допомогою CPN Tools, оброблено

результати моделювання. У статті [6] реалізовано дворівневої ансамблева модель. У статті [8] виконано аналіз і підбір методів комбінування прогнозів, розроблено алгоритм комбінування прогнозів. У статтях [9,13] виконано обробка і аналіз результатів прогнозування. У статтях. У статті [10] розроблено прогнозу модель в системі моніторингу палива. У [11] виконано аналіз систем вимірювання палива за допомогою кольорових мереж Петрі.

Апробація результатів дисертації. Основні результати наукових досліджень автора були представлені та обговорені на низці міжнародних і всеукраїнських науково-практичних заходів, зокрема: Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційні Технології в Металургії та Машинобудуванні ІТММ» (м. Дніпро, березень 2022, березень 2023, квітень 2025); Міжнародна конференція з інформатики та інформаційних технологій, CSIT-2023» (м. Львів, жовтень 2023); 1-й Міжнародний науковий семінар з прикладних інформаційних технологій та систем штучного інтелекту, АІТ&АІS'2025 (м. Чернівці, грудень 2025); 7-й Міжнародний семінар з сучасних технологій машинного навчання, MoMLLeT-2025 (м. Львів, червень 2025); семінар з інтелектуальних систем на 9-й Міжнародній конференції з обчислювальної лінгвістики та інтелектуальних систем, CoLInS-2025 (м. Харків, квітень 2025); семінар із застосування обчислювального інтелекту, СІAW-2025 (м. Львів, вересень 2025); Міжнародна конференція «Могилянські читання» (м. Миколаїв, листопад 2023, листопад 2025); Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених, аспірантів і студентів «Інтелектуальні інформаційні системи» (м. Миколаїв, грудень 2024, грудень 2025).

Публікації. За результатами дисертаційних досліджень опубліковано 14 наукових праць, з яких 5 публікацій у виданнях, включених до Переліку фахових видань України (категорія "Б"), 9 публікацій в збірниках матеріалів міжнародних та всеукраїнських конференцій, 4 з них включені до наукометричної бази Scopus.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і 3 додатків. Загальний

обсяг дисертації становить 178 сторінки, з яких 128 сторінок припадає на основний текст. У тексті дисертації наведено 43 рисунків і 28 таблиць. Список використаних джерел подано на 18 сторінках і містить 143 найменування.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ МОНІТОРИНГУ ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ

1.1 Аналіз підходів для вирішення завдань моніторингу паливно-мастильних матеріалів.

Розвиток сучасних технологій керування складними технічними об'єктами та системами дали розвиток спеціалізованим методам спостереження, методам аналізу, які постійно збирають, обробляють та оцінюють інформацію і данні про стан об'єкта і системи в цілому. Цей процес носить назву *моніторингу*.

Моніторинг – це система постійної оцінки та прогнозу змін стану будь-якого технічного, природного, соціального та інших об'єктів на основі постійних спостережень. В рамках системи спостережень відбувається оцінювання стану об'єкта, контроль об'єкта, та управління об'єктом в залежності від впливу певних факторів. Моніторинг формально визначають, як систематичний процес збору і аналізу інформації про певний об'єкт, явище або процес з метою відстеження змін, контролю та прийняття обґрунтованих рішень на основі зібраної інформації [1,2].

Моніторинг може відбуватися в реальному часі або періодично, дозволяючи оцінювати динаміку змін та певні тенденції. Головна функція моніторингу, це контроль за виконанням процесу, вимірювання показників ефективності та реакції виконання процесу на внесені зміни. Моніторинг технічних об'єктів і систем здійснюється *системами моніторингу* [1,3].

Системи моніторингу – це комплексні системи спостереження та аналізу, які постійно збирають, обробляють та оцінюють інформацію та дані про стан і параметри об'єкта або системи (наприклад, стан обладнання, стан навколишнього середовища тощо) для контролю та прогнозуванню параметрів, виявлення відхилень від норми та прийняття своєчасних рішень [2,4].

Основні функції систем моніторингу [2, 5, 6]:

- *Спостереження*: Постійний збір даних про показники роботи системи або об'єкта.
- *Збір та обробка інформації*: Автоматизований збір та первинна обробка інформації.
- *Аналіз даних*: Оцінка зібраних даних для виявлення тенденцій, аномалій, або відхилень від заданих параметрів.
- *Зберігання*: Накопичення інформації для подальшого аналізу та звітності.
- *Прогнозування*: Передбачення можливих майбутніх станів на основі аналізу даних.
- *Реагування*: Надання інформації для своєчасного прийняття управлінських рішень або автоматичного реагування на проблеми.

В різних галузях промисловості (транспортних, логістичних, пасажирських перевезеннях) особливо важливим є процес моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання та під час експлуатації.

Моніторинг системи зберігання паливно-мастильних матеріалів – це процес відстеження та управління рівнем і витратою палива з використанням технологій для підвищення ефективності експлуатації, зменшення шкідливих викидів та відходів, запобігання зловживанням та протиправним діям. Завдяки сучасним системам моніторингу можливо проводити точні вимірювання рівня палива та інших параметрів палива та виявляти будь-які аномалії: витік, крадіжку або несправність системи моніторингу або її елементів [7,8]. На рисунку 1 представлено системний опис поняття моніторинг для паливно-мастильних матеріалів у вигляді *функцій, об'єктів, цілей* а також *підходів та елементів моніторингу*.

До основних функцій моніторингу слід віднести: функцію спостереження або вимірювання, збір та обробку інформації на основі спостережень, аналіз даних, зберігання, прогнозування та реагування або прийняття рішень [3,4,6,7]. Всі ці функції відображають головні завдання моніторингу технічних об'єктів.

До *об'єктів* моніторингу відносяться параметри певних об'єктів та систем, стани системи, яка досліджується, системи, процеси та об'єкти різного типу, а також зв'язки, керуючі впливи та інше.

До *цілей* моніторингу відносять: спостереження та контроль (за параметрами), оцінювання стану об'єкту моніторингу, відстеження динаміки змін параметрів, прогнозування розвитку системи, інформаційне забезпечення управління а також виявлення аномалій управління.

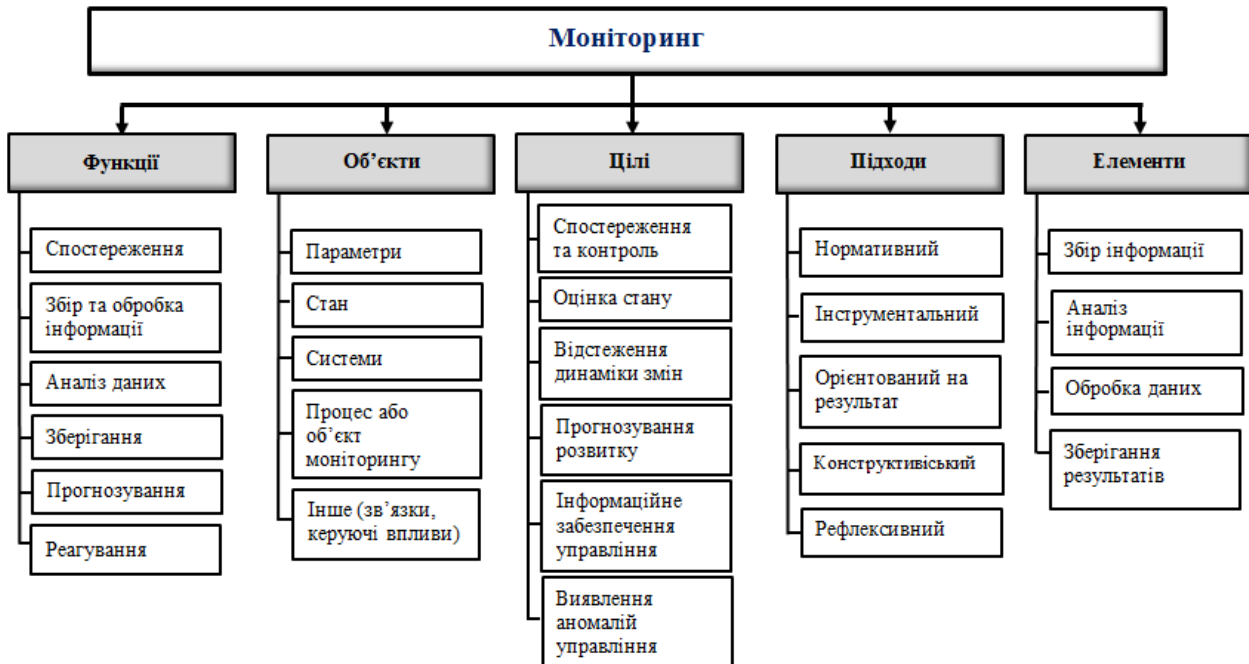


Рисунок 1.1 – Системний опис поняття моніторингу.

Підходи моніторингу це певна сукупність методів, які дозволяють здійснювати процес моніторингу. Виділяють наступні підходи: нормативний, інструментальний, орієнтований на результат, конструктивіський та рефлексивний. Всі вони використовуються при реалізації процесів моніторингу.

Елементи процесу моніторингу це складові частини етапів моніторингу, які спрямовано на вирішення окремих складових частин моніторингу.

Моніторинг паливно-мастильних матеріалів. З розвитком технологій в різних транспортних галузях промисловості, де зберігання паливно-мастильних матеріалів (ПММ) (бензину, дизельного палива, мазуту тощо) є критично

важливим, були сформовані більш жорсткі вимоги до точного моніторингу рівня ПММ в резервуарах. Для безперервного моніторингу та контролю рівня ПММ доступні різні рішення, включаючи датчики рівня, які занурюються, ультразвукові датчики рівня, радарні датчики рівня, ємнісні датчики рівня та магнітострикційні датчики рівня. А також це може бути зроблено за допомогою вбудованих або дистанційних систем. Вбудовані системи, це системи, які використовують датчики та шину (наприклад: CAN для автомобільного транспорту) для передачі даних [9], або за допомогою зовнішніх систем управління паливом, які поєднують GPS-відстеження з датчиками рівня палива, витратомірами та програмним забезпеченням [9-11]. У ширшому сенсі це також включає дистанційні бортові монітори, які перевіряють співвідношення повітря-паливо та виявляють несправності в системах зберігання палива та паливно-мастильних систем двигунів [7,12,13].

Паливно-мастильні матеріали це як легкозаймисті рідини (деякі з них вибухонебезпечні), несуть в собі певний ризик пожежі, особливо при контакті з джерелом займання або поверхнею з високою температурою. Крім того, вони мають низьку діелектричну проникність та потенціал для спінювання, тому ці властивості слід враховувати при виборі для системи моніторингу датчиків вимірювання та рівня для запобігання пожежам та вибухам.

Крім того, резервуари для паливно-мастильних матеріалів бувають різних форм і розмірів, від невеликих контейнерів для зберігання до великих промислових резервуарів. Вони часто піддаються впливу суворих умов навколишнього середовища та потребують надійних рішень для моніторингу, які можуть витримувати коливання температури, агресивні елементи та механічні навантаження.

Існуючі методи моніторингу паливно-мастильних матеріалів мають певні обмеження. Багато традиційних підходів базуються на статичних нормативах, розрахованих на основі усереднених умов, що робить їх малоефективними для

точної оцінки ефективності в реальних умовах експлуатації, які динамічно змінюються. Навіть сучасні телеметричні системи, що збирають великі обсяги даних, здебільшого виконують функцію реєстрації та базової звітності, але не надають інструментів для глибокого аналізу причин перевитрат або невірною використання паливно-мастильних ресурсів. Це підвищує ризик фінансових втрат через технічні несправності, неефективну експлуатацію або несанкціоновані дії.

Проведений аналіз показує, що кожен з існуючих підходів та методів моніторингу та вимірювання має свої сильні сторони та суттєві обмеження. Таким чином, існує гостра потреба в розробці інформаційних систем, які б могли синтезувати дані з різних джерел та створювати на їх основі динамічний еталон (норму), що і є завданням для інформаційних систем моніторингу паливно-мастильних матеріалів.

1.2 Аналіз технологій моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання.

Ефективний моніторинг паливно-мастильних матеріалів неможливий без точних та надійних методів їх контролю, вимірювання та обліку. Історично ці методи пройшли значну еволюцію від ручних розрахунків до високотехнологічних вимірювальних комплексів. Для повного розуміння існуючої проблеми необхідно проаналізувати основні технології систем моніторингу, принципи вимірювання та їх можливості і обмеження.

В таблиці 1.1 представлено особливості сучасних технологій моніторингу паливно-мастильних матеріалів [7,12-14].

Кожна технологія моніторингу вибирається відповідно до типу системи зберігання, резервуара або типу палива (дизельне паливо, бензин, мазут) та використання (мобільне чи стаціонарне). В таблиці 1.2 представлені різновиди промислових систем зберігання паливно-мастильних матеріалів [13-15].

Таблиця 1.1

Особливості технологій моніторингу ПММ

№	Технології вимірювання і моніторингу	Фізичний принцип вимірювання	Точність	Місце розташування	Вартість
1	Використання ультра звуку	Звукова хвиля, відбита рідиною	Достатня	Поза контактом (у верхній частині резервуара)	Різна
2	Датчики тиску	Різниця в тиску рідини	Дуже добра	Фіксований на дні резервуара	Висока
3	Радіохвилі	Радарна хвиля, відбита поверхнею рідини	Дуже добра	Безконтактний (верхня частина резервуара)	Висока
4	Радіометричний рівень	Зміна напруги пропорційна вимірюваному рівню (часто на основі змінного резистора, підключеного до поплавця)	Дуже добра	Кріпиться безпосередньо до поплавця	Висока
5	Аналоговий рівень	Поплавок, з'єднаний з градуйованим стрижнем	Варіюєть-ся	Інтегровано в обладнання	Низька
6	Ємкісні вимірювання	Електрична ємність змінюється з рівнем рідини	Від доброї до самої точної	Занурення в рідину	Різна
7	CAN bus	Дані, отримані через електроніку автомобіля	Дуже висока	Без фізичних модифікацій	Від низького до помірного

Таблиця 1.2

Різновиди промислових систем зберігання паливно-мастильних матеріалів

№	Тип резервуара	Ємність	Рекомендовані типи датчиків для вимірювання	Ключові переваги
1	Стаціонарний наземний резервуар (дизельне паливо)	> 10 000 літрів	Ультразвуковий / датчик тиску	Ультразвуковий: без прямого контакту, ідеально підходить для зовнішнього використання датчики тиску: вимірювання у зануреному стані, висока точність навіть для великих об'ємів
2	Підземний або резервуар закритого типу	2 000 – 10 000 літрів	Датчик тиску	Надійне, водонепроникне встановлення для середовищ з ризиком вологості або затоплення
3	Невеликий мобільний резервуар (транспортний засіб)	< 500 L	CAN bus	Без монтажу, зчитування за допомогою електроніки двигуна
4	Сільськогосподарські або ізольовані резервуари	різні	Малопотужний ультразвуковий або датчик тиску	Тривала автономність, оптимізована передача

В залежності від типу системи зберігання паливно-мастильних матеріалів використовуються різні підходи до реалізації моніторингу. Самий розповсюджений підхід для моніторингу паливно-мастильних матеріалів – *нормативний* [16]. Такий підхід зазвичай використовується в автомобільних вантажних перевезеннях.

Основою нормативного підходу вимірювання та обліку є метод, який тривалий час був стандартом у багатьох транспортних організаціях. Його суть полягає у порівнянні фактично витраченого палива, підтверженого документально або звітністю (чеки, шляхові листи), із заздалегідь встановленими нормами споживання для кожної моделі транспортного засобу. Для кожної одиниці техніки розраховується базова норма на певну відстань (100 км) пробігу, яка згодом коригується за допомогою системи коефіцієнтів, що намагаються врахувати умови та особливості експлуатації: сезонність, рух у місті чи за його межами, роботу додаткового обладнання тощо.

Метод має наступні переваги: низька вартість впровадження, оскільки не потребує встановлення додаткового обладнання, та простота розрахунків, що вимагає лише ведення стандартної звітності. Але метод має низку недоліків, які роблять метод не дуже точним та захищеним. Це: 1. Низька точність: нормативи є усередненими і не здатні врахувати всю множину динамічних факторів, таких як реальний трафік, погодні умови, стиль водіння, технічний стан та якість дорожнього покриття. 2. Висока вразливість до шахрайства: метод створює можливості для махінацій, таких як завищення пробігу, надання фіктивних чеків або злив зекономленого палива. Але головним недоліком є Відсутність оперативних даних, тому що аналіз відбувається постфактум, що не дозволяє оперативно реагувати на перевитрати чи можливі зловживання.

Другим підходом є *інструментальний* підхід. З розвитком GPS-технологій та мікроелектроніки з'явилися методи, що дозволяють отримувати об'єктивні дані безпосередньо з системи зберігання паливно-мастильних матеріалів, мінімізуючи вплив сторонніх факторів [10,11].

Найпоширенішим інструментальним методом моніторингу є встановлення датчиків рівня палива (ДРП). Це спеціальний сенсор, зазвичай ємкісного типу, що монтується в паливний бак та з високою точністю вимірює поточний об'єм палива. Підключений до GPS-трекера, датчик передає дані на сервер, де програмне

забезпечення будує графік рівня палива. На графіку візуалізовано ключові події: заправки (різкий підйом рівня) та несанкціоновані зливи (різке падіння рівня за відсутності роботи двигуна) [12,13].

Метод має наступну перевагу: прямий контроль об'єму палива в баку та ефективно виявлення фактів заправок і зливів. До недоліків інструментального методу слід віднести похибку вимірювань під час руху через коливання палива; наявність «мертвих зон» у баку та неможливість вимірювання моментального споживання палива двигуном, а вимірювання лише зміну загального рівня.

Для отримання більш точних даних про фактичне споживання палива безпосередньо двигуном застосовуються проточні витратоміри. Ці пристрої встановлюються в розріз паливної магістралі, що веде до двигуна, і вимірюють об'єм палива, що проходить через них. Для дизельних двигунів, які мають зворотну магістраль, використовуються диференційні моделі, що розраховують різницю між об'ємом поданого та повернутого палива.

Головною перевагою проточних витратомірів є висока точність вимірювання спожитого двигуном палива (похибка < 1%). До недоліків слід віднести високу вартість обладнання та монтажу, що вимагає технічного втручання в паливну систему двигуна. Та поза контролем залишаються зливи з баків, оскільки контролюється лише те паливо, що надійшло до двигуна.

Найбільш технологічно прогресивним методом отримання даних є підключення до цифрової CAN-шини сучасного транспортного засобу. CAN-шина є єдиною інформаційною мережею, що об'єднує електронні блоки автомобіля. Спеціальний зчитувач, підключений до шини, сканує стандартні повідомлення (за протоколами FMS, J1939) і вилучає з них великий масив даних: загальне спожите паливо за даними бортового комп'ютера, рівень палива, оберти та навантаження на двигун, швидкість, пробіг та багато іншого [12,13,17].

Переваги підключення до цифрової CAN-шини наступні: надання розширеного контексту для аналізу (оберти, навантаження), що є критично

важливим для систем моніторингу. Отримання системних та точних даних від штатних систем транспортного засобу без встановлення додаткових датчиків.

До недоліків підключення до цифрової CAN-шини слід віднести наступне: метод повністю залежить від точності штатних датчиків транспортного засобу і не всі транспортні засоби оснащені CAN-шиною, або виробник може блокувати доступ до даних.

Після вимірювання даних їх необхідно передати на платформу моніторингу. Сучасні тенденції це використання технологій IoT (Інтернету речей) [18,19]. Процес передачі здійснюється через мережі низької швидкості IoT, вибрані відповідно до місцезнаходження, покриття мережі та споживання енергії. В таблиці 1.3 приведені параметри мереж IoT. Вибір мережі впливає на надійність системи, особливо в ізольованих районах або щільних промислових середовищах.

Таблиця 1.3

Параметри мереж IoT

Мережа IoT	Діапазон	Автономність датчика	Вартість зв'язку	Покриття
Sigfox/LoRa (LPWAN)	Дуже довгий	Від 3 до 7 років	Незначна	Корегується
NB-IoT	Від середнього до довгого	Від 2 до 5 років	Незначна	Дуже добре
LTE-M	Середній	Від 1 до 3 років	Варіюється	Дуже добре

Аналіз методів моніторингу показує що всі методи мають і переваги і недоліки. На сьогодні традиційний нормативний підхід є застарілим та неточним. Інструментальні методи, хоча і надають об'єктивні дані, вирішують переважно задачу реєстрації фактів (заправки, зливи, поточний рівень), але не дають повної відповіді на головне питання моніторингу та менеджменту паливно-мастильних матеріалів: наскільки ефективно було використано паливо за конкретних умов.

1.3 Аналіз інформаційних систем моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів.

Організація інформаційних систем моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання є важливою науково-технічною задачею у структурі паливно-енергетичного комплексу, особливо з підвищенням вимог до комерційного обліку паливно-мастильних матеріалів [16]. Існує достатньо велика кількість технологічних систем та приладів для моніторингу та вимірювання параметрів паливно-мастильних матеріалів таких, як щільність, в'язкість, температура нафтопродуктів (пікнометри, ареометри) [16,20]. Але більшість приладів служить для виміру даних показників у лабораторних умовах [21,22]. В реальних системах зберігання паливно-мастильних матеріалів та в сучасних транспортних системах використовуються новітні інноваційні рішення та технології, які постійно розвиваються та вдосконалюються. Для більш точних результатів моніторингу та вимірювань параметри вимірюються безпосередньо в системах зберігання паливно-мастильних матеріалів в режимі реального часу із застосуванням сучасних технологій моніторингу [7,23]. При цьому актуальною залишається проблема визначення в'язкісно-температурних залежностей та приведення параметрів до технологічно заданих температур або визначення цих параметрів при різних температурах [23,24].

Загальна ефективність паливної системи знаходиться в безпосередньому зв'язку з інформаційною системою моніторингу параметрів ПММ. При цьому контролюються наступні параметри при обліку нафтопродуктів: *густина* – ρ , *в'язкість* – L та *температура нафтопродуктів* – T . Сьогодні існує значна кількість технологій та приладів для вимірювання параметрів нафтопродуктів. Але за допомогою більшості цих приладів показники вимірюються в лабораторних умовах [10,23,25]. Для покращення точності вимірювань необхідно проводити заміри показників та параметрів ПММ безпосередньо в системах їх зберігання у режимі

реального часу [23]. Але на сьогодні актуальною залишається проблема визначення в'язкісно-температурних показників ПММ та приведення параметрів до заданих температурних значень або моніторингу їх при різних температурах [23,24].

Ще однією важливою операцією при використанні автоматизованих систем моніторингу ПММ є вимірювання рівня рідин в системах їх зберігання. Особливо важлива ця операція при комерційному обліку нафтопродуктів [26-28].

Вимірювання рівня нафтопродуктів відбувається за допомогою різних методів та технологій: поплавковими, гідростатичними, ємнісними, акустичними, радіоізотопними [29-33]. Вибір конкретного методу здійснюють на основі технологічних вимог (дальність, точність, вибухозахист) та неінформативних параметрів таких як, тиск, густина, в'язкість, електропровідність тощо [32]. Аналіз сучасних технологій вимірювання параметрів ПММ представлено в роботах [32-35].

На сьогодні найбільш поширеними серед сучасного обладнання є безконтактні системи вимірювання параметрів ПММ, наприклад, магнітострикційні рівнеміри. Ці системи мають низку переваг [36]: тривалий термін служби, лінійність функції перетворення, повторюваність результатів, високу роздільну здатність, нечутливість до таких факторів, як вібрації, удари, волога, забруднення, постійний магніт, як активний елемент конструкції, не потребує джерела живлення [37].

Кожна система вимірювання параметрів ПММ працює в складі інформаційної системи управління і моніторингу [38]. Інформаційні системи управління і моніторингу ПММ – це цифрові платформи, призначені для моніторингу та оптимізації споживання палива в системах їх зберігання та в транспортних системах за допомогою таких технологій, як телематичні системи, GPS-відстеження, моніторинг у режимі реального часу та аналіз поведінки водіїв [39]. У всьому світі такі системи впроваджуються організаціями різного підпорядкування

(державними і комерційними) для покращення операційної ефективності шляхом зниження витрат, підвищення паливної ефективності та підвищення продуктивності транспортних засобів [40]. Аналіз сучасних технологій вимірювання параметрів ПММ підтверджує, що інформаційні системи контролю і моніторингу є ефективним інструментом для обліку ПММ та підтримки прийняття управлінських рішень.

На сьогоднішній день на ринку представлено велика кількість систем моніторингу ПММ. Системи моніторингу ПММ допомагають транспортним компаніям відстежувати споживання палива, знижувати витрати та запобігати втратам за рахунок інтеграції даних про паливо з телематичними інструментами, GPS та програмним забезпеченням для керування ресурсами ПММ в системах їх зберігання [10,11]. Такі системи підвищують прозорість витрат на паливо, виявляють неефективність, наприклад роботу двигуна на холостому ходу, і підтримують звітність про дотримання нормативних вимог.

Вибір відповідної системи залежить від розміру і типу транспортної компанії, її бюджету і того, які технології розрахунку використовуються. Інтегровані інформаційні системи (платформи) забезпечують найкращий моніторинг, контроль витрат та аналіз оперативних процесів.

Вибір програмного забезпечення системи для управління обліком ПММ забезпечить прозорість використання паливних ресурсів всього підприємства, яку не може забезпечити лише журнал обліку витрати палива. Це означає, що можна розраховувати інші пов'язані показники, які можуть залежати від даних про витрату палива, а також впливати на інші характеристики транспортного підприємства, такі як оптимізація маршрутів, економія палива та термін служби транспортних засобів. В таблиці 1.4 приведені характеристики найбільш популярних інформаційних систем моніторингу для транспортних компаній.

Таблиця 1.4

Характеристики інформаційних систем моніторингу для транспортних компаній

№	Інформаційні системи моніторингу	Коротка характеристика ПЗ	Ключові особливості ПЗ
1	2	3	4
1	<i>Fleetio</i>	ПЗ для керування транспортною установою з широкими можливостями інтеграції, що дозволяє відстежувати дані про зовнішні витрати палива поряд з іншими даними організації. ПЗ масштабується та адаптується під масштаби будь-якої організації, яка має системи зберігання ПММ та проводить операції з ними.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Інтеграція паливних карток. 2. Попередження щодо активності палива. 3. Реєстрація цифрових чеків. 4. Інтеграція системи заправки на місці. 5. Завантаження транзакцій у пакетному режимі. 6. Інтеграція GPS та телематики. 7. Автоматизовані показники, такі як ціна за милю. 8. Звітність IFTA щодо палива. 9. Індивідуальна звітність 10. Аналіз витрат у режимі реального часу. 11. Необмежений доступ для користувачів.

Продовж. табл.1.4

1	2	3	4
2	<i>Geotab</i>	<p>ПЗ пропонує розширені телематичні можливості та детальну інформацію про економію палива. Geotab – це повнофункціональна платформа керування транспортною компанією, що пропонує безліч різних рішень та інтеграцій, включаючи моніторинг витрат ПММ. Завдяки можливості прямої інтеграції зі своїми телематичними пристроями, Geotab надає більше переваг як у транспортному засобі, так і в управлінні даними. ПЗ розроблено для автопарків будь-якого сектора транспортної галузі.</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Зворотний зв'язок водія в режимі реального часу. 2. Докладні звіти про витрату палива та роботу двигуна на холостому ході. 3. Інтеграція паливних карток. 4. Інтеграція GPS та телематики. 5. Індивідуальна звітність.
3	<i>Motive</i>	<p>ПЗ для відстеження витрати палива на основі штучного інтелекту, яка приділяє велику увагу не тільки ефективності використання палива та аналізу витрат, а й продуктивності водія, пропонуючи функції, спрямовані на зниження витрат палива та навчання водіїв відповідальнішій поведінці.</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Показники ефективності водіння. 2. Звіти про використання та просте. 3. Відстеження витрати пального. 4. Рекомендації щодо навчання водіїв. 5. Інтеграція зі сторонніми сервісами.

1	2	3	4
4	<i>FuelForce</i>	ПЗ розроблено для компаній, що мають власні системи заправки на місцях. система FuelForce є гравцем галузі вже майже чотири десятиліття і згодом адаптувалася до передової хмарної системи. FuelForce також пропонує спеціалізоване обладнання для контролерів ПММ та постійну підтримку цих пристроїв.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Розширені можливості звітності. 2. Надійне обладнання. 3. Виставлення рахунків та оплата. 4. Інвентаризація резервуарів. 5. Професійна підтримка клієнтів.
5	<i>Samsara</i>	Samsara – це універсальна програмна система моніторингу для великих підприємств, які прагнуть контролювати витрати. Вона має потужні можливості GPS-відстеження та надійну систему звітності. Будучи продуктом на базі електронних бортових журналів, Samsara надає більшу частину даних про витрату палива завдяки своїм GPS-функціям.	<ol style="list-style-type: none"> 1. GPS-відстеження. 2. Звіти про використання палива. 3. Попередження про холостий хід. 4. моніторинг безпеки водія. 5. Оптимізація маршруту.
6	<i>Verizon Connect</i>	ПЗ розроблено для невеликих та середніх автопарків, які бажають отримувати дані про витрату палива з телематичних та GPS-систем без надмірних витрат. Система звітності з транзакцій Verizon Connect дозволяє користувачам легко відстежувати витрати на паливо та оцінювати ефективність роботи автопарку.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Звітність щодо операцій з паливом. 2. Програма гнучких паливних карток. 3. Звіти про роботу двигуна на холостому ходу.

1.4 Аналіз методів машинного навчання в інформаційних системах моніторингу паливно-мастильних матеріалів

Використання методів та алгоритмів машинного навчання для вирішення завдань моніторингу паливно-мастильних матеріалів стає провідною тенденцією у сфері контролю використання та регулювання обігу пального у транспортній галузі та у сфері реалізації нафтопродуктів. Машинне навчання, що є підвидом штучного інтелекту, включає розробку методів, алгоритмів та процедур здатних вчитися і вдосконалюватися на основі досвіду та проаналізованих і підготовлених даних. Машинне навчання (ML) – це наукова галузь, яка може забезпечити навчання на основі реальних даних вимірювань на основі історичних даних системи [41,42]. Таким чином, це інструмент, який аналізує минулу продуктивність системи, визначає її стан та покращує її продуктивність [43].

Алгоритм машинного навчання навчається на деякій частині набору даних, а навчений алгоритм тестується на решті даних. Завдяки використанню статистичних методів під час обробки даних по процесу, за допомогою алгоритмів машинного навчання та статистичних методів можна створювати реалістичні моделі оцінки. Споживання палива морським судном, оцінене з низьким рівнем помилок, дає компанії та інженерам уявлення про споживання палива. Тому машинне навчання має велике значення з точки зору управління енергоефективністю та поточного моніторингу ПММ.

На противагу використанню традиційних методів обробки результатів вимірювання та моніторингу паливно-мастильних матеріалів в інформаційних системах, наукові дослідження останніх років все частіше зосереджуються на застосуванні методів машинного та глибокого навчання для вирішення проблем моніторингу та паливної ефективності [39,44-46]. Цей підхід дозволяє перейти від простої реєстрації та контролю даних до їх предиктивного (прогнозного) аналізу та подальшому прийнятті рішень [47,48].

Можна визначити основні напрямки досліджень:

1. Побудова моделей прогнозування споживання палива (регресійний аналіз). Це найбільш поширений напрямок. Дослідники використовують історичні дані телеметрії для навчання моделей, які здатні прогнозувати споживання палива на основі вхідних параметрів. В роботах [47,48] для цього успішно застосовуються:

- класичні методи: множинна лінійна регресія, поліноміальна регресія [41,42].
- ансамблеві моделі: випадковий ліс (Random Forest) [41,43] та методи градієнтного бустингу (Gradient Boosting, XGBoost, LightGBM) [42]. Ці моделі показують особливо високу точність, оскільки здатні визначати складні нелінійні залежності між десятками різних факторів.
- нейронні мережі: для аналізу даних у вигляді часових рядів (наприклад, похвилинних даних з CAN-шини). Використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема архітектури *LSTM* та *GRU* [49-51].

2. Виявлення аномалій (*Anomaly Detection*). Цей напрямок безпосередньо пов'язаний із задачею моніторингу. Основна ідея полягає у навчанні моделі на «нормальних» даних, щоб вона могла ідентифікувати викиди. Один із найефективніших підходів, що застосовується в дослідженнях, – це використання регресійної моделі для прогнозування норми. Якщо різниця (залишок) між фактичним та прогнозованим значенням перевищує певний поріг, такий випадок позначається як аномалія. Також використовуються спеціалізовані алгоритми, такі як *Isolation Forest* або *One-Class SVM* [52-54].

3. Аналіз стилю управління транспортним засобом (*Driver Behavior Analysis*). Ряд досліджень фокусується на аналізі впливу людського фактора [55,56]. За допомогою алгоритмів кластеризації (наприклад: *K-Means*) [57].

Методи та алгоритми машинного навчання по суті є набором правил або інструкцій, яким комп'ютер слід для виконання певної задачі, наприклад, аналізу даних або прогнозування. Ці методи можна умовно поділити на три типи: навчання з учителем, навчання без вчителя та навчання з підкріпленням [41-43].

Навчання з учителем. Цей метод передбачає навчання алгоритму на розміченому наборі даних, де бажаний результат відомий. Алгоритм робить прогнози і коригує свої параметри доти, доки прогнози максимально точно не відповідатимуть фактичним результатам.

Навчання без учителя. На відміну від навчання з учителем, навчання без учителя працює з немаркованими даними. Алгоритм намагається виявити закономірності та взаємозв'язки даних без будь-якого заздалегідь певного результату.

Навчання з підкріпленням. У цьому випадку алгоритм навчається методом спроб і помилок, використовуючи зворотний зв'язок від власних дій для покращення продуктивності або прийняття більш ефективних рішень.

Моніторинг системи зберігання паливно-мастильних матеріалів у режимі реального часу забезпечує ефективне управління системними ресурсами та прийняття системних рішень, а також може давати оцінку ефективності при дослідженні системи в цілому. Крім того, в транспортній та судноплавній галузі дотримання міжнародних норм та економічних причин є мотивацією для управління ефективністю [58]. Згідно з аналізом літературних джерел [59,60], споживання мазуту становить близько двох третин крейсерських витрат морського судна та понад 25% від загальних експлуатаційних витрат судна. Тому підвищення ефективності споживання палива шляхом використання сучасних методів моніторингу є найважливішим параметром в управлінні ефективністю в морській галузі [61].

Іншою проблемою, на яку впливає на ефективність споживання палива при перевезеннях є обсяг шкідливих викидів при експлуатації двигунів внутрішнього згоряння, які працюють на паливно-мастильних матеріалах. Вони зростають з кожним роком через споживання палива морським судном зі збільшенням морських перевезень [59,61]. В результаті спостерігаються шкідливі наслідки, такі як глобальне потепління, зміна клімату, кислотні дощі. Оскільки понад 90% вантажів

у світі перевозиться морським транспортом, ефективна експлуатація відіграє дуже важливу роль у викидах газів у зв'язку зі споживанням палива [62]. Морський транспорт сприяє 2,5% глобальних викидів парникових газів у всьому світі [63]. Міжнародна морська організація (ІМО), яка визначає правила в морському секторі, прагне скоротити такі викиди шляхом більш ефективної експлуатації морських суден за допомогою Плану управління енергоефективністю суден (SEEMP) та Індексу енергоефективності проектування (EEDI). Правила ІМО щодо забруднювачів міжнародного морського повітря виявилися особливо успішними у зменшенні кількості викидів оксиду сірки (SO_x), оксиду азоту (NO_x), вуглекислого газу (CO₂) та парникових газів [64]. Оскільки кількість викидів газів, що викидаються в атмосферу, безпосередньо залежить від кількості споживаного палива, у спробі забезпечити більш ефективне споживання палива на суднах досліджувалися різні способи та методи, такі як очищення корпусу [65], метод диференту [66], енергія вітру [67], сонячна енергія [68], енергія хвиль [69] та ефективний моніторинг [70]. На додаток до цих заходів, створення моделей оцінки, яка може виявити змінні, що безпосередньо впливають на споживання палива, та залежність споживання від змінних, буде більш ефективним способом моніторингу для підвищення паливної ефективності. Створення моделей оцінювання та інформаційних технологій на основі методів машинного навчання може забезпечити ефективніші результати моніторингу та інтерпретації зовнішніх факторів, пов'язаних зі споживанням паливно-мастильних матеріалів та дасть змогу транспортним компаніям використовувати більш ефективні рішення для управління ефективністю.

Машинне навчання є особливо перспективним методом оцінки та оптимізації споживання паливно мастильних матеріалів різними способами, такими як контрольований, неконтрольований тощо. Вирішення завдання за допомогою методів машинного навчання включає декілька етапів:

- *Етап збору даних:* Спочатку дані збираються з різних джерел, таких як датчики рівня палива у системах зберігання паливно-мастильних матеріалів та інші датчики транспортного засобу. Ці дані включають інформацію про рівень палива, роботу двигуна, швидкість та багато іншої інформації.

- *Етап вибору та навчання алгоритму:* Після збору даних вибирається відповідний алгоритм машинного навчання, виходячи з характеру задачі та характеристик даних. Наприклад, якщо мета полягає у прогнозуванні витрати палива на основі конкретних моделей керування, може бути використаний алгоритм навчання з учителем. Потім цей алгоритм навчається з використанням історичних даних, у ході чого він вчиться виявляти закономірності та взаємозв'язки між різними змінними.

- *Етап аналізу та прогнозування:* Після навчання алгоритм може аналізувати нові дані для виявлення неефективного використання ПММ. Наприклад, він може виявити, що певні моделі керування транспортним засобом або вибір маршруту призводять до збільшення витрат палива.

- *Етап безперервного навчання та адаптації:* у міру надходження нових даних із поточних операцій модель машинного навчання постійно оновлює свій аналіз та прогнози. Цей безперервний процес гарантує, що модель залишається точною з часом, навіть за зміни умов та поведінки.

Аналіз ринку та наукових публікацій виявляє чіткий розрив: комерційні платформи надають потужні інструменти для збору та візуалізації даних, але мають обмежені аналітичні можливості. Водночас наукові дослідження демонструють високий потенціал методів машинного навчання для глибокого аналізу паливної ефективності, однак ці розробки не часто впроваджуються у готові, зручні для кінцевого користувача програмні продукти.

Таким чином, існує проблема при створенні інформаційно-аналітичної системи, яка б поєднувала надійність систем збору даних, характерну для комерційних систем, з ефективними аналітичними методами, які розроблені в

наукових дослідженнях. Саме на вирішення задачі створення інформаційно-аналітичної системи, що реалізує сучасні методи і моделі моніторингу паливно-мастильних матеріалів на основі моделювання та машинного навчання спрямована дана робота.

1.5 Структурно-логічна схема дисертаційного дослідження

На основі проведеного аналізу сучасних технологій моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання побудовано структурно-логічну схему дисертаційного дослідження (див. рис. 1.2). Структурно-логічна схема показує,

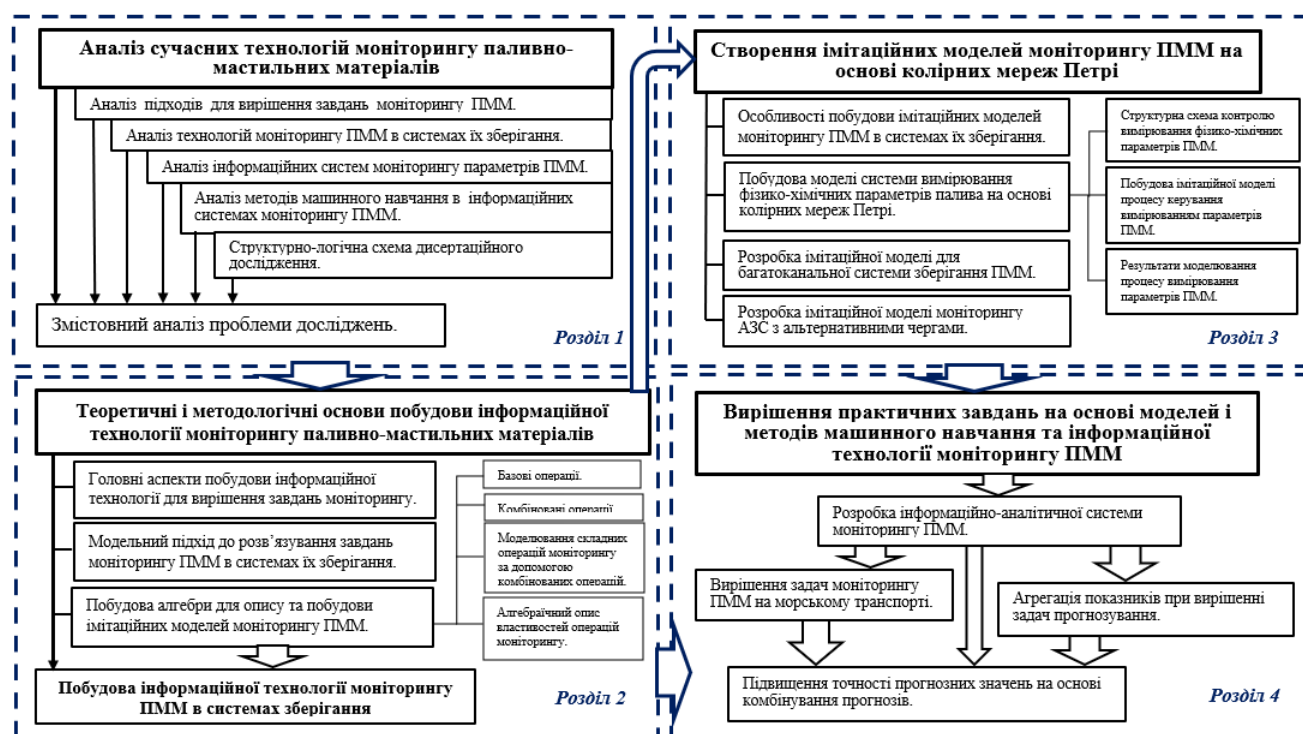


Рисунок 1.2 – Структурно-логічна схема дисертаційного дослідження.

що дисертаційне дослідження складається з чотирьох розділів, в кожному з яких вирішуються окремі завдання дисертаційного дослідження.

В першому розділі проведено аналіз сучасних технологій моніторингу паливно-мастильних матеріалів, в другому розділі досліджуються теоретичні і методологічні основи побудови інформаційної технології моніторингу паливно-

мастильних матеріалів. В третьому розділі розглядаються питання створення імітаційних моделей моніторингу паливно-мастильних матеріалів на основі колірних мереж Петрі. В четвертому розділі розглядається вирішення практичних завдань на основі моделей і методів машинного навчання та інформаційної технології моніторингу.

1.6 Змістовний аналіз проблеми досліджень

На основі проведеного аналізу моделей, методів, підходів та інформаційних систем моніторингу ПММ сформульовано задачі дисертаційного дослідження. Як показано в попередніх підрозділах, існуючі методи і технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання не позбавлені певних недоліків, що дозволяє говорити про можливість поліпшення їх роботи, створення нових методів і моделей та інформаційної технології моніторингу. У підрозділах 1.1–1.4 проаналізовано стан досліджень в області вирішення задач моніторингу паливно-мастильних матеріалів, показані певні напрямки досліджень по створенню моделей та елементів інформаційних технологій моніторингу. У даному розділі було проведено комплексний аналіз проблеми моніторингу паливно-мастильних матеріалів у транспортній галузі, що дозволило сформулювати основні висновки та обґрунтувати актуальність і напрямки подальшого дослідження.

1. Встановлено, що ефективність споживання палива є критичним фактором, який визначає як економічні показники транспортних підприємств та засобів, так і їхній вплив на навколишнє середовище. Процес зберігання та споживання палива є складним явищем, що залежить від великої кількості технічних, експлуатаційних та зовнішніх факторів, таких як тип транспортних засобів, їх швидкість, завантаженість та погодні умови.

2. Проаналізовано існуючі методи контролю та обліку ПММ. Виявлено, що традиційні нормативні методи є неточними, усередненими та вразливими до зловживань. Сучасні автоматизовані системи (на базі ДРП, витратомірів, CAN-шини) ефективно вирішують задачу збору об'єктивних даних, однак їхній

функціонал здебільшого обмежується дескриптивним аналізом – реєстрацією фактів та побудовою звітів, а не глибокою аналітикою.

3. Проведено огляд комерційних платформ моніторингу та наукових досліджень в галузі моніторингу ПММ. Встановлено наявність розриву між ринком та наукою: комерційні продукти мають обмежені інтелектуальні можливості, тоді як наукові роботи, що демонструють високий потенціал методів машинного навчання для прогнозування та аналізу аномалій, рідко втілюються у готові до використання програмні рішення.

4. На основі аналізу предметної області та існуючих проблем була сформульована головна задача дослідження: розробка та дослідження інформаційно-аналітичної системи, яка б виконувала функції моніторингу. Ці функції повинні генеруватися моделями машинного навчання в режимі реального часу для систем зберігання та конкретних умов експлуатації.

Аналіз методів моделей та інформаційних технологій показав наявність наступних невирішених завдань:

1. Здійснити аналіз сучасних методів, моделей та інформаційних технологій моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів в системах їх зберігання.

2. Розробити спеціалізовану алгебру для формального опису імітаційних моделей моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів.

3. Розробити імітаційні моделі для систем моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів автозаправних станцій, які ґрунтуються на використанні спеціалізованої алгебри та теорії мереж Петрі, що дає змогу врахувати стани та ймовірнісні процеси, що виникають в результаті взаємодії систем зберігання паливно-мастильних матеріалів з споживачами.

4. Розробити метод побудови імітаційних моделей на основі колірних мереж Петрі, який би забезпечив механізм адаптації системи моніторингу до особливостей експлуатації паливно-мастильних систем різного типу.

5. Розробити інформаційну технологію моніторингу параметрів паливно-мастильних матеріалів для систем зберігання палива різного типу, на основі системного використання методів і технологій моніторингу і вимірювання параметрів ПММ, методи підготовки, аналізу та попередньої обробки даних для систем моніторингу ПММ, методів імітаційного та аналітичного моделювання для систем моніторингу ПММ, методів оцінювання якості моніторингу, методів прогнозування та прийняття рішень для систем моніторингу ПММ, що забезпечує врахування різних особливості експлуатації систем зберігання ПММ.

6. Розробити інформаційну систему для здійснення моніторингу та прогнозування параметрів суднової системи зберігання палива, на основі методів машинного навчання.

7. Розробити прогнозні моделі для моніторингу об'ємів палива в системах зберігання на морському судні.

8. Реалізувати підходи по покращенню прогнозних значень об'ємів палива в системах зберігання на морському судні на основі методів комбінування прогнозів.

Таким чином, результати, отримані в першому розділі, підтверджують високу актуальність обраної теми та дозволяють перейти до наступного етапу роботи – розробки концептуальної архітектури такої системи та вибору математичного апарату для її реалізації.

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧНІ І МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ

Основні результати досліджень, які представлені у даному розділі, ґрунтуються на аналізі задач і методів моніторингу паливно-мастильних матеріалів (ПММ) та інформаційних систем, що були проаналізовані в попередньому розділі. Все це є теоретичним підґрунтям до побудови імітаційних моделей та моделей машинного навчання для інформаційної технології моніторингу ПММ.

В даному розділі розглядаються теоретико-методологічні основи розробки інформаційної технології моніторингу, а саме головні аспекти побудови інформаційної технології, постановка загальних задач та основні етапи побудови інформаційної технології моніторингу, математичні моделі та методи формалізації цих задач, алгебра для побудови імітаційних моделей, яка є основою для опису моделей моніторингу та їх властивостей.

2.1 Головні аспекти побудови інформаційної технології для вирішення завдань моніторингу

При побудові інформаційної технології для вирішення завдань моніторингу палива в системах зберігання були виділені основні аспекти обробки інформації. Основні процедури обробки й керування інформацією базуються на методах системного аналізу [42]. Системний підхід для прикладних завдань моніторингу використовується в процесі визначення цілей на кожному етапі обробки інформації [7,71]. Виділяють наступні аспекти побудови інформаційної технології вирішення завдань моніторингу [71]:

- Спостереження, вимірювання та збереження параметрів паливно-мастильних матеріалів (ПММ) для вирішення завдань моніторингу.
- Аналіз та оцінка якості даних для завдань моніторингу.

- Формальний опис і розробка спеціалізованої алгебри для побудови імітаційних моделей систем моніторингу.
- Розробка імітаційних моделей для моделювання процесів в системах моніторингу.
- Формування наборів даних для вирішення завдань моніторингу.
- Підготовка та попередня обробка даних для інформаційної системи моніторингу.
- Визначення та побудова структури моделей для вирішення завдань прогнозування в системах моніторингу.
- Аналіз та побудова математичних моделей для процедур машинного навчання при розв'язанні задач прогнозування параметрів ПММ.
- Оцінка якості модельних та прогнозних рішень.
- Підвищення якості та ефективності прогнозних рішень за рахунок сучасних методів та підходів.
- Багатокритеріальне оцінювання при побудові прогнозних моделей та остаточних прогнозів на етапі їх створення та в процесі реалізації.
- Створення інформаційно-аналітичної системи для розв'язання задачі моніторингу ПММ.

На рис. 2.1 представлено розроблену структуру обробки інформації при вирішенні завдань моніторингу. Інформація для аналізу, обробки відстежується, накопичується та зберігається аналітиками та операторами.

Для обробки інформації використовуються ймовірно-статистичні методи аналізу та попередньої обробки даних. Цей етап здійснюється за допомогою відповідної групи методів. На наступному етапі будуються прогностичні моделі за допомогою методів моделювання (імітаційного та аналітичного). Далі визначається структура прогнозних рішень і будуються відповідні прогнози. Це здійснюється за

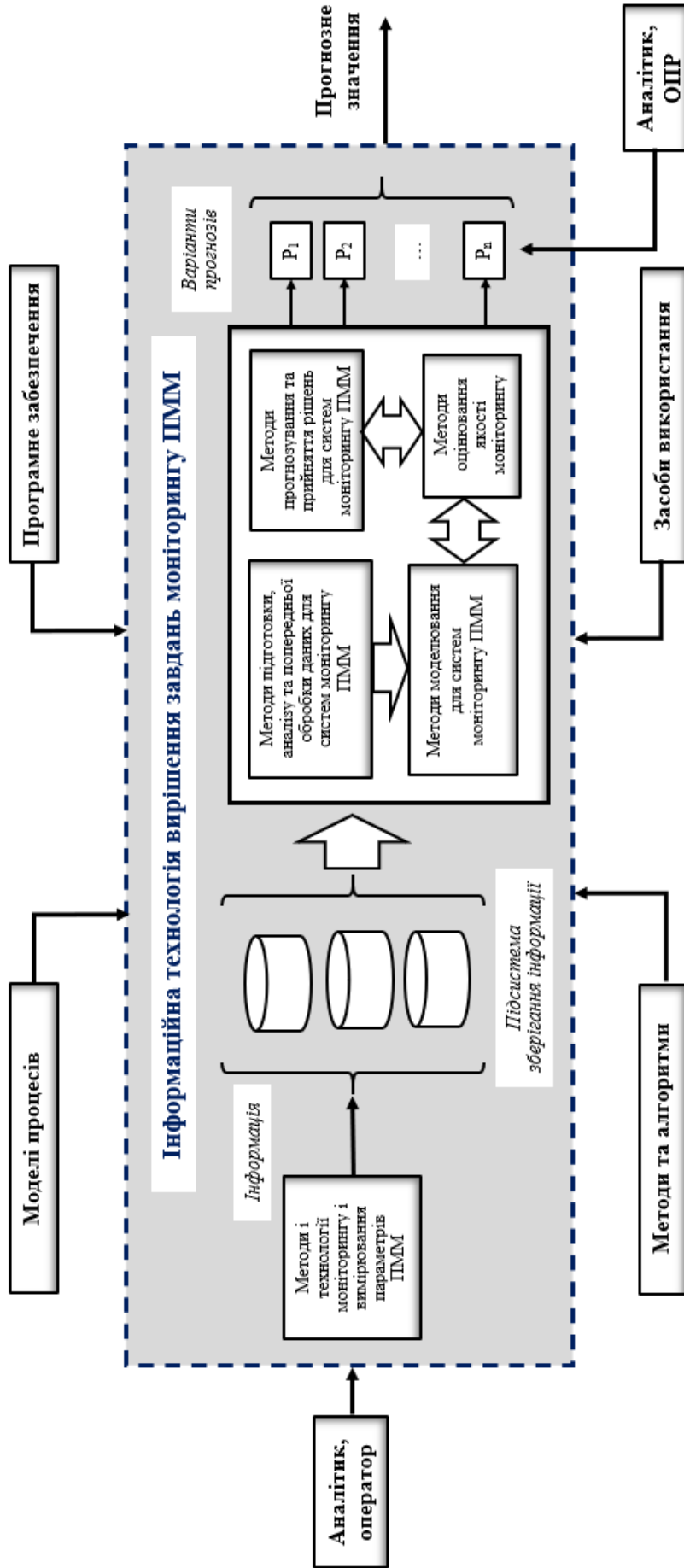


Рисунок 2.1 – Структура обробки інформації при вирішенні задач моніторингу [2]

допомогою методів прогнозування. Таким чином, для розв'язання завдань моніторингу необхідно використовувати наступні групи методів [71,72]:

- Методи і технології моніторингу і вимірювання параметрів ПММ.
- Методи підготовки, аналізу та попередньої обробки даних для систем моніторингу ПММ.
- Методи моделювання для систем моніторингу ПММ.
- Методи прогнозування та прийняття рішень для систем моніторингу ПММ.
- Методи оцінювання якості моніторингу.

2.2 Модельний підхід до розв'язування завдань моніторингу ПММ в системах їх зберігання

Формалізований опис інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів можливо представити наступним чином:

$$ITM = \langle IDS, MTmm, DpAP, MM, QAM, RDM, FDmm \rangle \quad (2.1)$$

де $IDS = \{ids_i | i = \overline{1, N_{IDS}}\}$ – набір вхідних даних; $MTmm = \{mtmm_i | i = \overline{1, N_{MTmm}}\}$ – множина методів і технологій моніторингу і вимірювання параметрів ПММ; $DpAP = \{dpar_i | i = \overline{1, N_{DpAP}}\}$ – множина методів підготовки, аналізу та попередньої обробки даних для систем моніторингу ПММ; MM – множина базових методів моделювання (імітаційного та аналітичного); $QAM = \{qam_i | i = \overline{1, N_{QAM}}\}$ – множина методів оцінювання якості; $FDmm = \{fdmm_i | i = \overline{1, N_{FDmm}}\}$ – множина методів прогнозування та прийняття рішень; $RDM = \{rdm_i | i = \overline{1, N_{RDM}}\}$ – множина результатів моніторингу; $ITM = \{itm_i | i = \overline{1, N_{ITM}}\}$ – набір груп методів для ІС моніторингу ПММ.

При розв'язуванні завдань моніторингу ПММ необхідно використовувати методи та технології пов'язані з основними функціями моніторингу. Для вирішення цих завдань розроблено модельний підхід, який ґрунтується на алгебрологічному описі та відношеннями між елементами моделей складних систем.

Модельний підхід для розв'язування завдань моніторингу ПММ складається з наступних етапів:

Етап 1. Попереднє визначення структури процесу моніторингу $MPSx$, що ставиться у відповідність множині допустимих варіантів структур $Sx_{S\beta}$, математичній моделі MM_v , в межах якої знаходять структури процесів моніторингу x :

$$MM_v = \langle MPSx \in Sx_{S\beta}, f_j(x), j \in J_v \rangle, \quad (2.2)$$

де $f_j(x)$ – критерій, який приймає значення у деякій шкалі вимірів i за яким оцінюється модель процесу моніторингу x ; $j \in J_v$ – множина індексів елементів множини критеріїв v -ї моделі; v – номер моделі. У загальному випадку, кожна структура процесу моніторингу оцінюється за одним або кількома показниками у рамках однієї або кількох моделей.

Етап 2. Представлення задачі модельного вибору ефективних структур процесу моніторингу. Формалізація здійснюється у наступному вигляді:

$$MSt^M = \langle M, \{r_i^{M(\alpha)}\}, \{r_i^{M(\beta)}\} \rangle, i \in N^M, \quad (2.3)$$

де M – множина моделей, в рамках яких при розробці визначається структура процесу моніторингу, $r_i^{M(\alpha)}$ – бінарні відношення, які задані на множині елементів моделі, $r_i^{M(\beta)}$ – відношення, які задають обмеження, що накладаються на вибір моделей. Результатом вибору на математичній структурі MSt^M є елемент M^* , тобто підмножина із M : $M^* = \{m_v\}_{v \in J^*} \subseteq M$, де J^* – множина індексів елементів множини M^* .

Етап 3. Розподіл показників оцінки якості. Розподіл за допомогою моделей представляється у вигляді математичної структури вибору:

$$QSt^X = \langle X^{M^*}, \{r_i^{X(\alpha)}\}, \{r_i^{X(\beta)}\} \rangle, i \in N^X, \quad (2.4)$$

де $X = (x_i)_{i \in j}$ – це множина показників, за якими оцінюються якість, $r_i^{X(\alpha)}$ – відношення, що відображають вибір у розподілі показників за моделями, наприклад мінімум числа показників для кожної моделі, дублювання показників у різних моделях, $r_i^{X(\beta)}$ – відношення, що задають обмеження (повнота обліку всіх показників у комплексі моделей, неможливість представлення певних показників у тій чи іншій моделі, неможливість оптимізації деякої моделі та ін.)

Результатом вибору на структурі QSt^X є множина кортежів вигляду $\langle m^*, X_{m^*} \rangle$, що ставить у відповідність кожній моделі набір показників якості X_{m^*} . Об'єднання наборів показників якості X_{m^*} по всіх моделях m^* із M^* .

Етап 4. Міжмодельне узгодження. Об'єднання множини M^* в єдиний процес моніторингу представляється у вигляді наступної структури вибору:

$$IM^\pi = \langle M^*, \pi, \{r_i^{\pi(\alpha)}\}, \{r_i^{\pi(\beta)}\} \rangle, i \in N^\pi, \quad (2.5)$$

де π – множина можливих правил модельного узгодження для об'єднання імітаційних та аналітичних моделей моніторингу з M^* в єдину модель.

Етап 5. Побудова моделей моніторингу. Проблема побудови моделей моніторингу передбачає вирішення завдань вибору на структурах MSt^M , QSt^X , IM^π . Формально це завдання представлено у вигляді наступної структури:

$$Mmod = \langle MSt^M, QSt^X, IM^\pi, \{r_i^\beta\} \rangle, \quad (2.6)$$

де через r_i^β позначені відношення, які обмежують вибір структур при розробці моделей моніторингу.

Послідовність етапів модельного підходу до розробки структури процесу моніторингу ПММ представлено на рис. 2.2.



Рисунок 2.2 – Модельний підхід до розробки структури процесу моніторингу ПММ

2.3 Побудова алгебри для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ

В цьому підрозділі представлена алгебра, яка об'єднує операції моніторингу для побудови більш складних та описує окремі операції у вигляді складного процесу моніторингу. В якості основних базових операцій моніторингу для алгебри використовуються: послідовність, альтернативний вибір, паралельна, альтернативний вибір з множини, паралельна операція з комунікацією та

динамічний вибір [73-75]. Крім того, визначено *комбіновані* операції моніторингу, якими є паралельна з наявністю альтернативного вибору з множини, альтернативний вибір з множини послідовних операцій, паралелізм з комунікацією із наявністю динамічного вибору, паралелізм з комунікацією з наявністю вибору з множини. Операції були обрані для забезпечення загального та розширеного набору операцій для опису процесу моніторингу ПММ. Після визначення кожної операції дається формальна семантика операції в термінах мереж Петрі.

Будь-яка *операція моніторингу* – це множина

$$MO = (NameMO, Desc, CMO, NMO), \quad (2.7)$$

де: *NameMO* – це назва операції моніторингу, яка використовується як її унікальний ідентифікатор; *Desc* – опис операції моніторингу, що надається; *CMO* є набір компонентів операції *MO*. (Якщо $CO = \{NameMO\}$, тоді *MO* – базова операція моніторингу, в іншому випадку *MO* є комбінована операція моніторингу); *NMO* – це модель мережі операцій моніторингу.

Мережа операцій моніторингу являє собою множину

$$NMO = (P, T, W, i, o, l), \quad (2.8)$$

де: - *P* – кінцева множина позицій;

- $T = IT \cup TT$ – кінцева множина переходів, що представляють операції моніторингу. (*IT* – множина безпосередніх переходів, які схематично позначені чорними прямокутниками, *TT* – це множина часових переходів, що позначені порожніми прямокутниками);

- $W \subseteq (P \times T) \cup (T \times P)$ являє собою набір спрямованих дуг, або напрям відносин. Їх можна інтерпретувати як функцію. $W: (P \times T) \cup (T \times P) \rightarrow \{0, 1\}$;

- *i* – вхідна позиція, з $i \bullet = \{x \in P \cup T \mid (x, i) \in W\} = \emptyset$;

- *o* – вихідна позиція з $o \bullet = \{x \in P \cup T \mid (o, x) \in W\} = \emptyset$;

- $l: T \rightarrow A \cup \{\tau\}$ – функція маркування, де *A* набір імен операцій. Припустимо, що $\tau \notin A$ і позначає приховану операцію.

Приховані операції – це переходи, які не можуть бути спостережуваними.

Множина операцій моніторингу визначається за допомогою формальної граматики в нотации подібній нотації BN:

$$MO ::= \varepsilon \mid X \mid Seq(MO_1, MO_2) \mid Choise(MO_1, MO_2) \mid Conc(MO_1, MO_2) / \\ Case(MO_1: MO_3) \mid MO_1 \parallel_C MO_2 \mid [MO_1(p_1, q_1): MO_n(p_n, q_n)] \mid Conc(MO_1, Case \\ (MO_{21}: MO_{2n})) \mid Case(Seq(MO_{11}, MO_{12}): Seq(MO_{31}, MO_{32})) \mid ([MO_{11}(p_1, q_1): MO_{1n} \\ (p_n, q_n)] \parallel_C MO_2) \mid (Case(MO_{11}: MO_{1n})) \parallel_C MO_2,$$


де: X являє собою операцію-константу, яка визначає базову операцію, а ε , $Seq(MO_1, MO_2)$, $Choise(MO_1, MO_2)$, $Conc(MO_1, MO_2)$, $MO_1 \parallel_C MO_2$, $[MO_1(p_1, q_1): MO_n(p_n, q_n)]$ – типи базових операцій моніторингу, математичний опис і графічне представлення яких наведено в таблицях 2.1 – 2.7; $Conc(MO_1, Case(MO_{21}: MO_{2n}))$, $Case(Seq(MO_{11}, MO_{12}): Seq(MO_{n1}, MO_{n2}))$, $([MO_{11}(p_1, q_1): MO_{1n}(p_n, q_n)] \parallel_C MO_2)$, $(Case(MO_{11}: MO_{1n})) \parallel_C MO_2$, – типи комбінованих операцій моніторингу визначення, математичний опис і графічне представлення яких наведено в підрозділі 2.3.2.

2.3.1 Базові операції моніторингу

Порожня операція. Порожня операція ε це умовна операція, вона використовується для теоретичних висновків (див. табл. 2.1) [73,74].

Таблиця 2.1

Опис операції моніторингу «Порожня операція»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
Порожня операція ε	Порожня операція ε визначається, як $\varepsilon = (NameMO, Desc, CMO, MON)$, де: - $NameMO$ = Порожня операція, - $Desc$ = «Порожня операція», - CMO = $\{\emptyset\}$, (немає компонент операції), - MON = $(\{p\}, \emptyset, \emptyset, p, p, \emptyset)$.	

Послідовність. Операція послідовності допускає виконання двох операцій MO_1 та MO_2 послідовно, тобто, одна за одною. Операція моніторингу MO_1 повинна бути завершена до початку операції MO_2 . Зазвичай це відбувається, коли одна операція залежить від результатів попередньої операції (див. табл. 2.2) [74-76].

Альтернативний вибір. Альтернативний вибір допускає, з урахуванням двох операцій моніторингу MO_1 та MO_2 , для моделювання процесу виконується або WS_1 , або WS_2 , але не обидва (див. табл. 2.3) [74-76].

Таблиця 2.2

Опис операції моніторингу «Послідовність»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
Послідовність $Seq(MO_1, MO_2)$	$Seq(S_1, S_2) =$ $(NameMO, Desc, CMO, MON)$, де: <ul style="list-style-type: none"> - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = MO_1 \cup MO_2$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де: <ul style="list-style-type: none"> • $P = P_1 \cup P_2$, • $T = T_1 \cup T_2 \cup \{st_1\}$, • $W = W_1 \cup W_2 \cup \{(o_1, st_1), (st_1, i_2)\}$, • $i = i_1$, • $o = o_2$, • $l = l_1 \cup l_2 \cup \{st_1, \tau\}$. 	

Паралельність. Паралельна операція моделює виконання комбінованої операції, що одночасно виконує дві операції MO_1 та MO_2 . Виконання комбінованої

операції досягнене, коли завершено виконання одночасно двох операцій MO_1 та MO_2 (див. табл. 2.4) [74-76].

Альтернативний вибір з множини. Альтернативний вибір з множини допускає вибір з декількох операцій моніторингу. Якщо маємо три операції MO_1 , MO_2 та MO_3 , але використовується одна з MO_i (див. табл. 2.5).

Паралелізм з комунікацією. Операція моніторингу «Паралелізм з комунікацією» моделює виконання комбінованої операції, що виконує одночасно дві операції MO_1 та MO_2 з синхронізацією та обміном інформації. (див. табл. 2.6) [74-76].

Таблиця 2.3

Опис операції моніторингу «Альтернативний вибір»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
<p>Альтернативний вибір</p> <p>$Choise(MO_1, MO_2)$</p>	<p>$Choise(MO_1, MO_2) = (NameMO, Desc, CMO, MON)$, де:</p> <ul style="list-style-type: none"> - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = MO_1 \cup MO_2$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де: <ul style="list-style-type: none"> • $P = P_1 \cup P_2 \cup \{i, o\}$, • $T = T_1 \cup T_2 \cup \{st_1, st_2, st_3, st_4\}$, • $W = W_1 \cup W_2 \cup \{(i, st_1), (i, st_2), (st_1, i_1), (st_2, i_2), (o_1, st_3), (o_2, st_4), (st_3, o), (st_4, o)\}$, • $l = l_1 \cup l_2 \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau), (st_3, \tau), (st_4, \tau)\}$. 	

Динамічний вибір. Операція моніторингу «Динамічний вибір» моделює виконання комбінованої операції, яка дозволяє обирати найкращу операцію серед кількох альтернатив. Структура динамічного вибору дозволяє обирати кращу операцію серед альтернатив на основі критерію ранжування (див. табл. 2.7) [74-76].

Запропонована алгебра для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ перевіряє властивість *замикання*. Замикання, як ключова властивість, що визначає структуру системи алгебри, гарантує, що кожен результат оператору моніторингу є певна операція моніторингу, до якої можна знову застосувати алгебраїчні оператори.

Таблиця 2.4

Опис операції моніторингу «Паралельність»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
Паралельна $Conc(MO_1, MO_2)$	$Conc(MO_1, MO_2) = (NameMO, Desc, CMO, MON)$, де: - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = MO_1 \cup MO_2$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де: • $P = P_1 \cup P_2 \cup \{i, o\}$, • $T = T_1 \cup T_2 \cup \{st_1, st_2\}$ • $W = W_1 \cup W_2 \cup \{(i, st_1), (st_1, i_1), (st_1, i_2), (o_1, st_2), (o_2, st_2), (st_2, o)\}$, • $l = l_1 \cup l_2 \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau)\}$.	

Відомо, що алгебраїчні системи будуються так, щоб оператори (як базові, так і комбіновані) задовольняли замиканню. Таким чином, можливо будувати більш складні, комбіновані операції моніторингу шляхом агрегування і повторного використання існуючих операторів через вирази цієї алгебри.

Для побудови складних операцій моніторингу необхідно використовувати конструкції з більш широким функціоналом. Вони розробляються на основі комбінованих операторів для виконання ітераційних моделей та їх фрагментів.

Таблиця 2.5

Опис операції моніторингу «Альтернативний вибір з множини»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
<p>Альтернативний вибір з множини $Case(MO_1 : MO_3)$</p>	<p>$Case(MO_1 : MO_3) = (NameMO, Desc, CMO, MON)$, де:</p> <ul style="list-style-type: none"> - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = MO_1 \cup MO_2 \cup MO_3$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, <p>де:</p> <ul style="list-style-type: none"> • $P = \bigcup_{i=1}^3 P_i \cup \{i, o\}$, • $T = \bigcup_{i=1}^3 T_i \cup \{st_1, st_2, st_3, st_4, st_5, st_6\}$, • $W = \bigcup_{i=1}^3 W_i \cup \{(i, st_1), (i, st_2), (i, st_3), (st_1, i_1), (st_2, i_2), (st_3, i_3), (o_1, st_4), (o_2, st_5), (o_3, st_6), (st_4, o), (st_5, o), (st_6, o)\}$, • $l = l_1 \cup l_2 \cup l_3 \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau), (st_3, \tau), (st_4, \tau), (st_5, \tau), (st_6, \tau)\}$. 	

Таблиця 2.6

Опис операції моніторингу «Паралелізм з комунікацією»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
Паралелізм з комунікацією $MO_1 //_c MO_2$	$MO_1 //_c MO_2 =$ $(NameMO, Desc, CMO,$ $MON)$, де: - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = MO_1 \cup MO_2$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де: • $P = P_1 \cup P_2 \cup \{i, o\} \cup \{p_i / (\alpha_i, \beta_i) \in C\}$, • $T = T_1 \cup T_2 \cup \{st_1, st_2\}$, • $W = W_1 \cup W_2 \cup \{(i, st_1), (st_1, i_3), (st_1, i_2), (o_3, st_2), (o_2, st_2), (st_2, o)\} \cup \{(t\alpha_i, p_i), (p_i, t\beta_i) / (t\alpha_i, t\beta_i) \in C\}$, • $l = l_3 \cup l_2 \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau)\}$.	

2.3.2 Комбіновані операції моніторингу

1) *Паралельність з наявністю альтернативного вибору з множини.*
Комбінована операція моніторингу, яка дозволяє одночасно виконувати дві операції, причому одна з них є базовою операцією альтернативного вибору з множини варіантів (в прикладі наведено три альтернативи для вибору).

Опис операції моніторингу «Динамічний вибір»

Позначення операції	Математичний опис	Графічне представлення
Динамічний вибір $[MO_1(p_1, q_1) : MO_n(p_n, q_n)]$	$[MO_1(p_1, q_1) : MO_n(p_n, q_n)] = (NameMO, Desc, CMO, MON)$, де: - $NameMO$ – це ім'я операції, - $Desc$ – опис операції, - $CMO = \bigcup_{i=1}^n MO_i$, - $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де: • $P = \bigcup_{i=1}^n P_i \cup \{i, o, p, q\}$, • $T = \bigcup_{i=1}^n T_i \cup \{t_{SendReqPump}, t_{SelectPump}, t_o\} \cup \{t_i, t'_i \mid 1 < i < n\}$, • $W = \bigcup_{i=1}^n W_i \cup \{(i, t_{SendReqPump}), (t_{SelectPump}, p), (q, t_o), (t_o, o)\} \cup \{(t_{SendReqPump}, p_i), (q_i, t_{SelectPump}), (p, t'_j), (t'_j, i_j), (o_j, t_j), (t_j, q) \mid 1 < i < n\}$, та • $l = \bigcup_{i=1}^n l_i \cup \{(t_{SendReqPump}, \tau), (t_{SelectPump}, \tau), (t_o, \tau)\} \cup \{(t_i, \tau), (t'_i, \tau) \mid 1 < i < n\}$.	

Математичний опис операції моніторингу «Паралельність з наявністю альтернативного вибору з множини»: $Conc(MO_1, Case(MO_{21} : MO_{23}))$, де

де:

- $NameMO$ – це ім'я операції,

- *Desc* – опис операції,
- $CMO = MO_1 \cup_{i=1}^n MO_{2i}$,
- $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де:
 - $P = P_1 \cup_{i=1}^n P_{2i} \cup \{i, o\}$,
 - $T = T_1 \cup_{i=1}^n T_{2i} \cup \{st_i, st_1, st_2, st_3, st_4, st_5, st_6, st_7, st_8, st_o\}$,
 - $W = W_1 \cup W_2 \cup \{(i, st_i), (st_i, i_{cnt}), (st_i, i_{sep}), (o_{cnt}, st_o), (o_{con}, st_o), (st_o, o)\}$ та
 - $l = l_1 \cup_{i=1}^n l_{2i} \cup \{(st_i, \tau), (st_1, \tau), (st_2, \tau), (st_3, \tau), (st_4, \tau), (st_5, \tau), (st_6, \tau), (st_7, \tau), (st_8, \tau), (st_o, \tau)\}$.

Графічне представлення операції *Conc* ($MO_1, Case(MO_{21}: MO_{23})$), наведено на рис. 2.3.

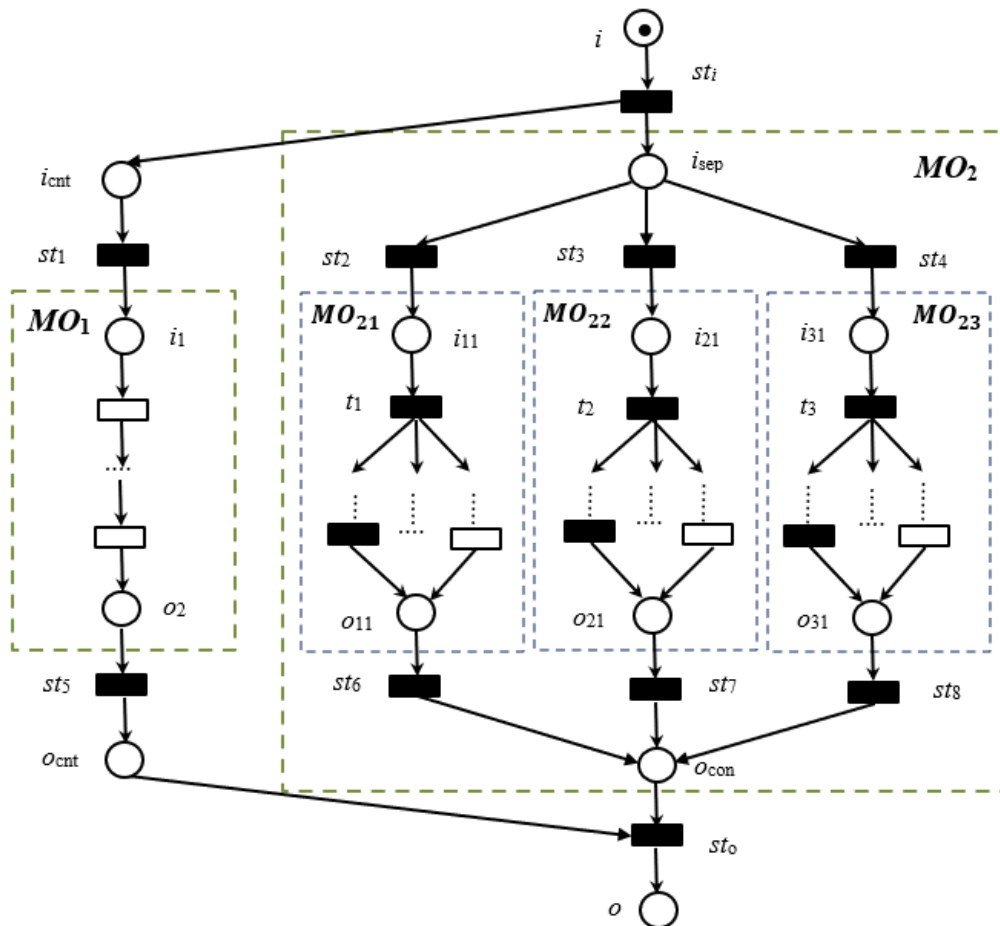


Рисунок 2.3 – Графічне представлення комбінованої операції моніторингу «Паралельність з наявністю альтернативного вибору з множини»

2) *Альтернативний вибір з множини послідовних операцій*. Комбінована операція моніторингу, яка дозволяє обрати одну з альтернативних послідовностей двох операцій моніторингу. При виборі однієї послідовності виконується базова операція «Послідовність» для будь-якої з альтернатив (в прикладі наведено три альтернативи для вибору).

Математичний опис операції моніторингу «Альтернативний вибір з множини послідовних операцій»: $Case(Seq(MO_{11}, MO_{12}) : Seq(MO_{31}, MO_{32}))$, де

- $NameMO$ – це ім'я операції,
- $Desc$ – опис операції,
- $CMO = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^m MO_{ij}$,
- $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де:
 - $P = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^m P_{ij} \cup \{i, o\}$,
 - $T = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^m T_{ij} \cup \{st_1, st_2, st_3, st_4, st_5, st_6, st_7, st_8, st_9\}$,
 - $W = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^m W_{ij} \cup \{(i, st_1), (i, st_2), (i, st_3), (st_1, i_{11}), (st_2, i_{21}), (st_3, i_{31}), (o_{11}, st_4), (o_{21}, st_5), (o_{31}, st_6), (st_4, i_{12}), (st_5, i_{22}), (st_6, i_{32}), (o_{12}, st_7), (o_{22}, st_8), (o_{32}, st_9), (st_7, o), (st_8, o), (st_9, o)\}$, та
 - $l = \bigcup_{i=1}^n l_i \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau), (st_3, \tau), (st_4, \tau), (st_5, \tau), (st_6, \tau), (st_7, \tau), (st_8, \tau), (st_9, \tau)\}$.

Графічне представлення операції $Case(Seq(MO_{11}, MO_{12}) : Seq(MO_{31}, MO_{32}))$, наведено на рис. 2.4.

3) *Паралелізм з комунікацією з наявністю динамічного вибору*. Комбінована операція моніторингу, яка дозволяє одночасно виконувати дві операції, причому одна з них є базовою операцією динамічного вибору з множини варіантів (в прикладі наведено n альтернативи для вибору). Краща операція моніторингу для структури динамічного вибору обирається серед інших на основі критерію ранжування.

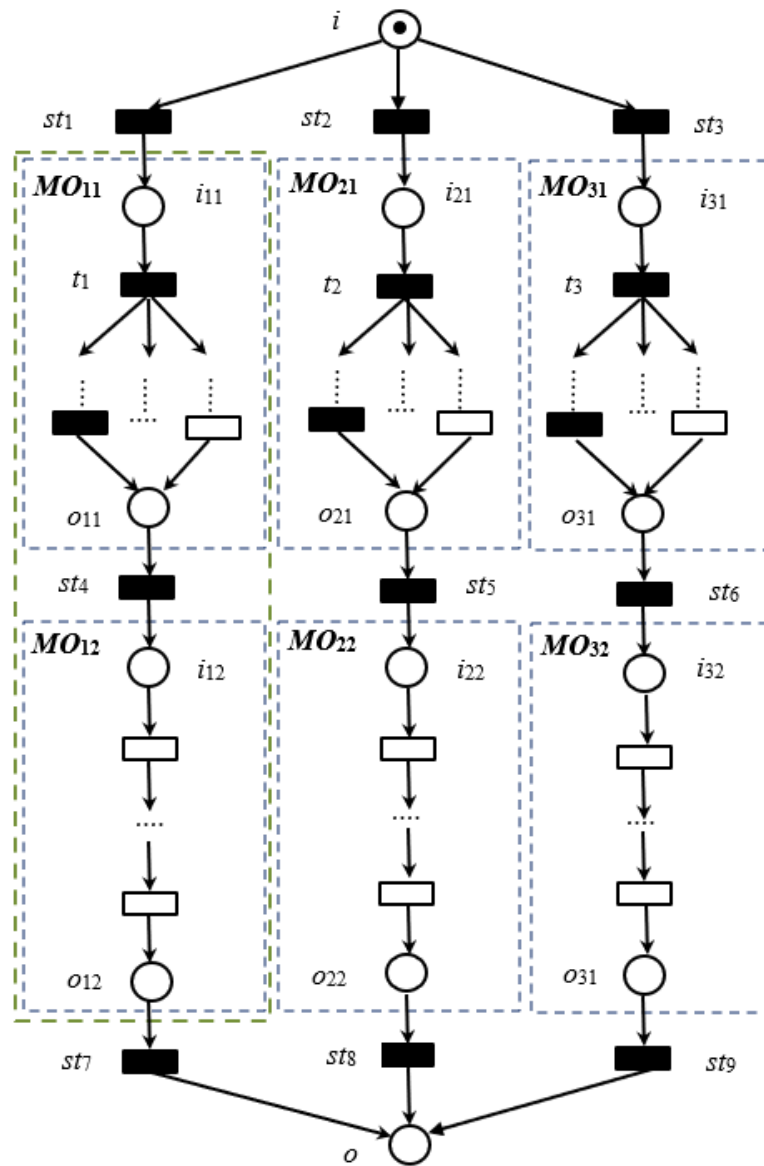


Рисунок 2.4 – Графічне представлення комбінованої операції моніторингу
«Альтернативний вибір з множини послідовних операцій»

Математичний опис операції моніторингу «Паралелізм з комунікацією з наявністю динамічного вибору»: $([MO_{11}(p_1, q_1) : MO_{1n}(p_n, q_n)] \parallel_C MO_2)$, де

- $NameMO$ – це ім'я операції,
- $Desc$ – опис операції,
- $CMO = \bigcup_{i=1}^n MO_{1i} \cup MO_2$,
- $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де:
 - $P = \bigcup_{i=1}^n P_{1i} \cup P_2 \cup \{i, o\} \cup \{p_i / (\alpha_i, \beta_i) \in C\}$,

- $T = \bigcup_{i=1}^n T_{1i} \cup T_2 \cup \{st_1, st_2\} \cup \{t_\beta, t_{SelectMO}, t_{out}\} \cup \{t_i, t'_i / 1 < i < n\}$,
- $W = \bigcup_{i=1}^n W_{1i} \cup W_2 \cup \{(i, st_1), (st_1, i_{mult}), (st_1, i_{MO2}), (t_{out}, p_{mult}), (p_{mult}, st_2), (o_{MO2}, st_2), (st_2, o)\} \cup \{(t_{\alpha_i}, p_i), (p_i, t_{\beta_i}) / (t_{\alpha_i}, t_{\beta_i}) \in C\} \cup \{(i, t_{SendReqServ}), (t_{SelectServ}, p), (q, t_o), (t_o, o)\} \cup \{(t_\beta, p_i), (q_i, t_{SelectMO}), (p, t'_j), (t'_j, i_j), (o_j, t_j), (t_j, q) / 1 < i < n\}$, та
- $l = \bigcup_{i=1}^n l_{1i} \cup l_2 \cup \{(st_1, \tau), (st_2, \tau)\} \cup \{t_\beta, \tau, (t_{SelectMO}, \tau), (t_o, \tau)\} \cup \{(t_i, \tau), (t'_i, \tau) / 1 < i < n\}$.

Графічне представлення операції $([MO_{11}(p_1, q_1) : MO_{1n}(p_n, q_n)] ||_C MO_2)$, наведено на рис. 2.5.

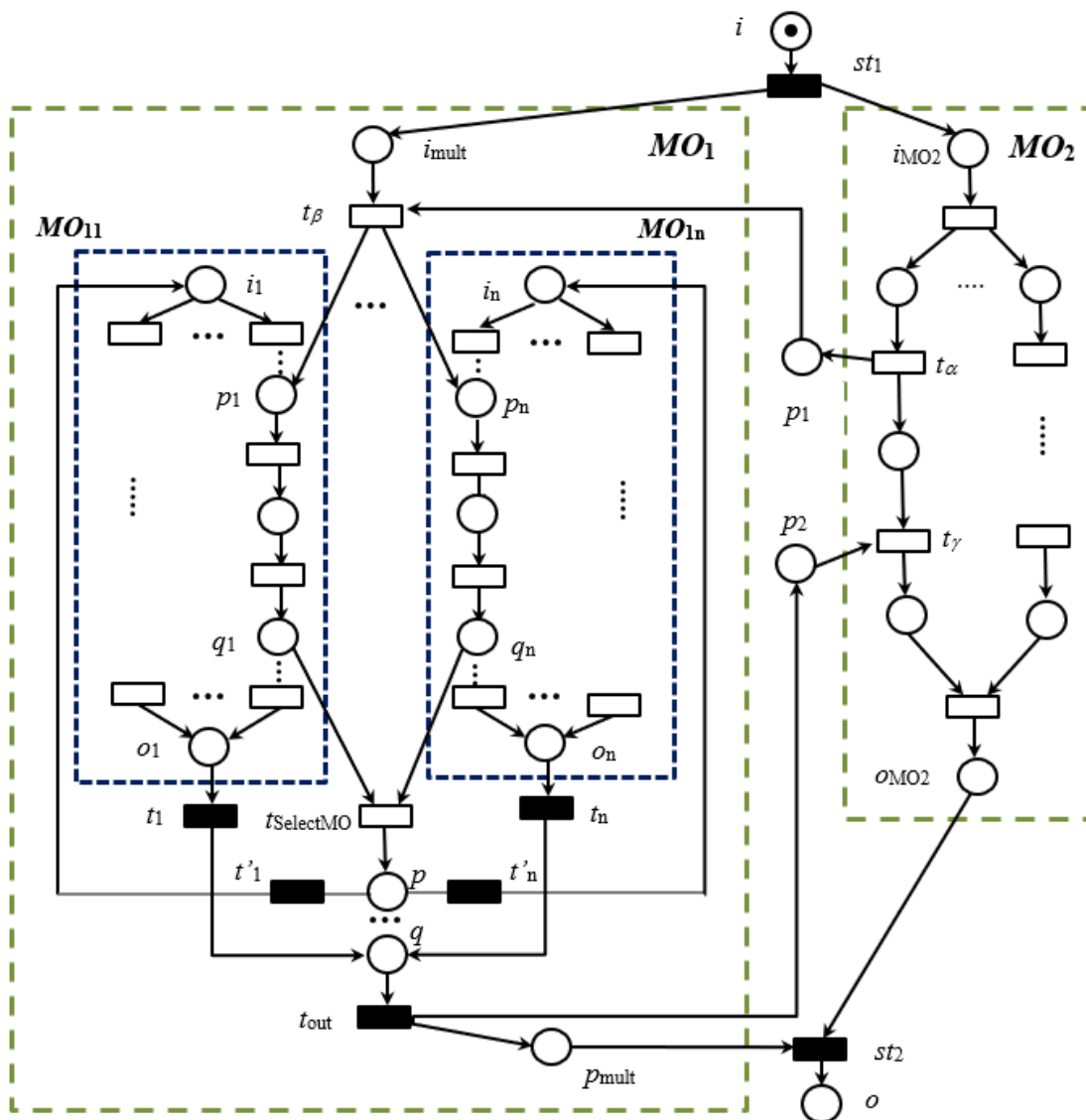


Рисунок 2.5 – Графічне представлення комбінованої операції моніторингу «Паралелізм з комунікацією із наявністю динамічного вибору»

4) *Паралелізм з комунікацією з можливістю вибору з множини варіантів.*

Комбінована операція моніторингу, яка дозволяє одночасно виконувати дві операції, причому одна з них є базовою операцією вибору з множини варіантів (в прикладі наведено три альтернативи для вибору). Параметри варіанту, що було обрано, передаються паралельній операції моніторингу за рахунок структури комунікації.

Математичний опис операції моніторингу «Паралелізм з комунікацією з можливістю альтернативного вибору з множини»: $(Case(MO_{11}: MO_{13})) \parallel_C MO_2$, де

- $NameMO$ – це ім'я операції,
- $Desc$ – опис операції,
- $CMO = \bigcup_{i=1}^n MO_{1i} \cup MO_2$,
- $MON = (P, T, W, i, o, l)$, де:
 - $P = \bigcup_{i=1}^n P_{1i} \cup P_2 \cup \{i, o\} \cup \{p_i / (st_i, t_{Rec}) \in C\}$,
 - $T = \bigcup_{i=1}^n T_{1i} \cup T_2 \cup \{st_i, st_o\} \cup \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_{out}, t_o\}$,
 - $W = \bigcup_{i=1}^n W_{1i} \cup W_2 \cup \{(i, st_1), (st_i, i_{sep}), (st_i, i_{alt}), (i_{sep}, st_1), (i_{sep}, st_2), (i_{sep}, st_3), (st_1, i_{11}), (st_2, i_{21}), (st_3, i_{13})\} \cup \{(st_i, p_1), (t_{Send}, p_2), (p_2, t_{out}), (t_{out}, o), (o, st_o), (st_o, o), (o_{alt}, st_o)\}$, та
 - $l = \bigcup_{i=1}^n l_{1i} \cup l_2 \cup \{(st_i, \tau), (st_1, \tau), (st_2, \tau), (st_3, \tau), (st_4, \tau), (st_5, \tau), (st_6, \tau), (t_{out}, \tau), (st_o, \tau), (st_3, \tau)\}$.

Графічне представлення операції $(Case(MO_{11}: MO_{13})) \parallel_C MO_2$, наведено на рис. 2.6.

2.3.3 Моделювання складних операцій моніторингу за допомогою комбінованих операцій алгебри

Варіювання базових та комбінованих операцій моніторингу на основі алгебри для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ розглянемо приклад і кілька розв'язків, в яких моделювання виконується на основі мереж Петрі [73,76].

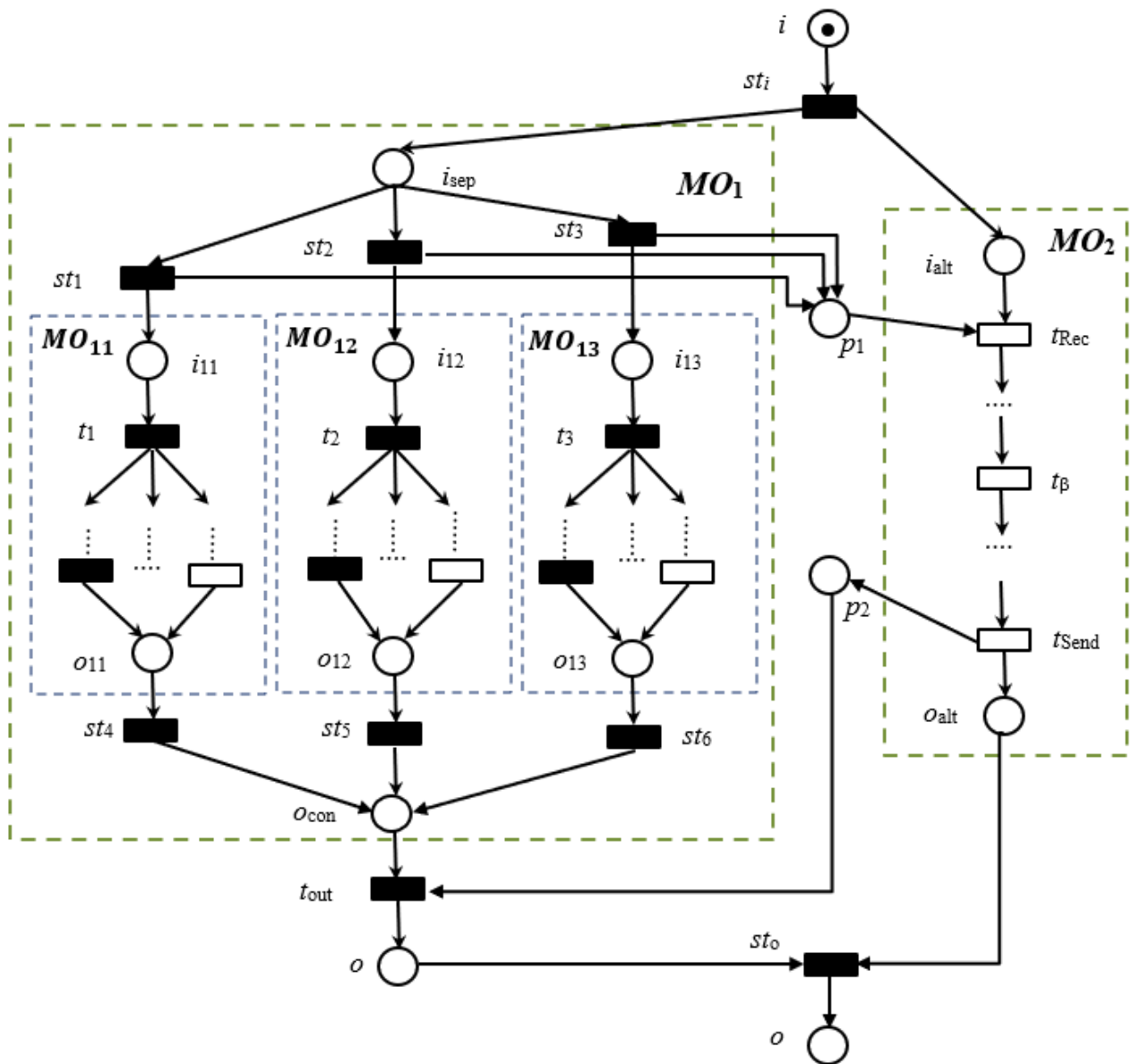


Рисунок 2.6 – Графічне представлення комбінованої операції моніторингу «Паралелізм з комунікацією із наявністю альтернативного вибору з множини»

Приклад. На рисунку 2.7 представлено структура операції на АЗС ($GS //_c PS$), що складається з двох базових операцій GS (*Gas Station* – операції заправки авто паливом) та PS (*Payment system* – операції оплати за паливо через систему оплати). Базові операції об'єднані паралельним оператором зв'язку, який моделює виконання комбінованої операції, що реалізує одночасно дві операції GS та PS з

синхронізацією та обміном інформації, наприклад, тип пального, його об'єм, номер колонки для заправки та інше.

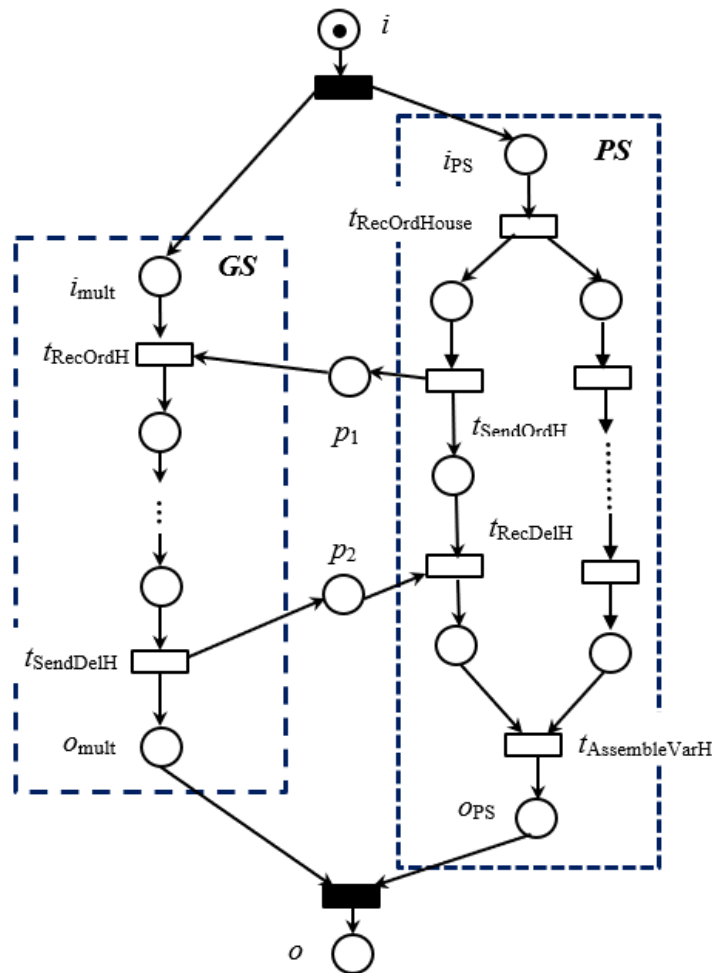


Рисунок 2.7 – Структура комбінованої операції на АЗС ($GS //_c PS$)

Після отримання запиту від водія авто, операція GS запускає, паралельно, зовнішній запит отримання для інформації про наявність необхідного водію типу пального. При виконанні цієї операції PS отримує Ord_H та відправляє Del_H відповідно. Набір елементів зв'язку: $C_1 = \{(send_ord_H, rec_ord_H), (send_del_H, rec_del_H)\}$ та $C_2 = \{(send_ord_H, rec_ord_H), (send_del_H, rec_del_H)\}$ [74]. Як тільки інформація буде отримана, операція PS підключає систему оплати за пальне.

Розв'язок 1. Замість базової операції GS в багатьох випадках варто використовувати комбіновану операцію (рис. 2.8). Варіанти типу пального можуть бути динамічно обрані серед доступних альтернативних колонок на АЗС

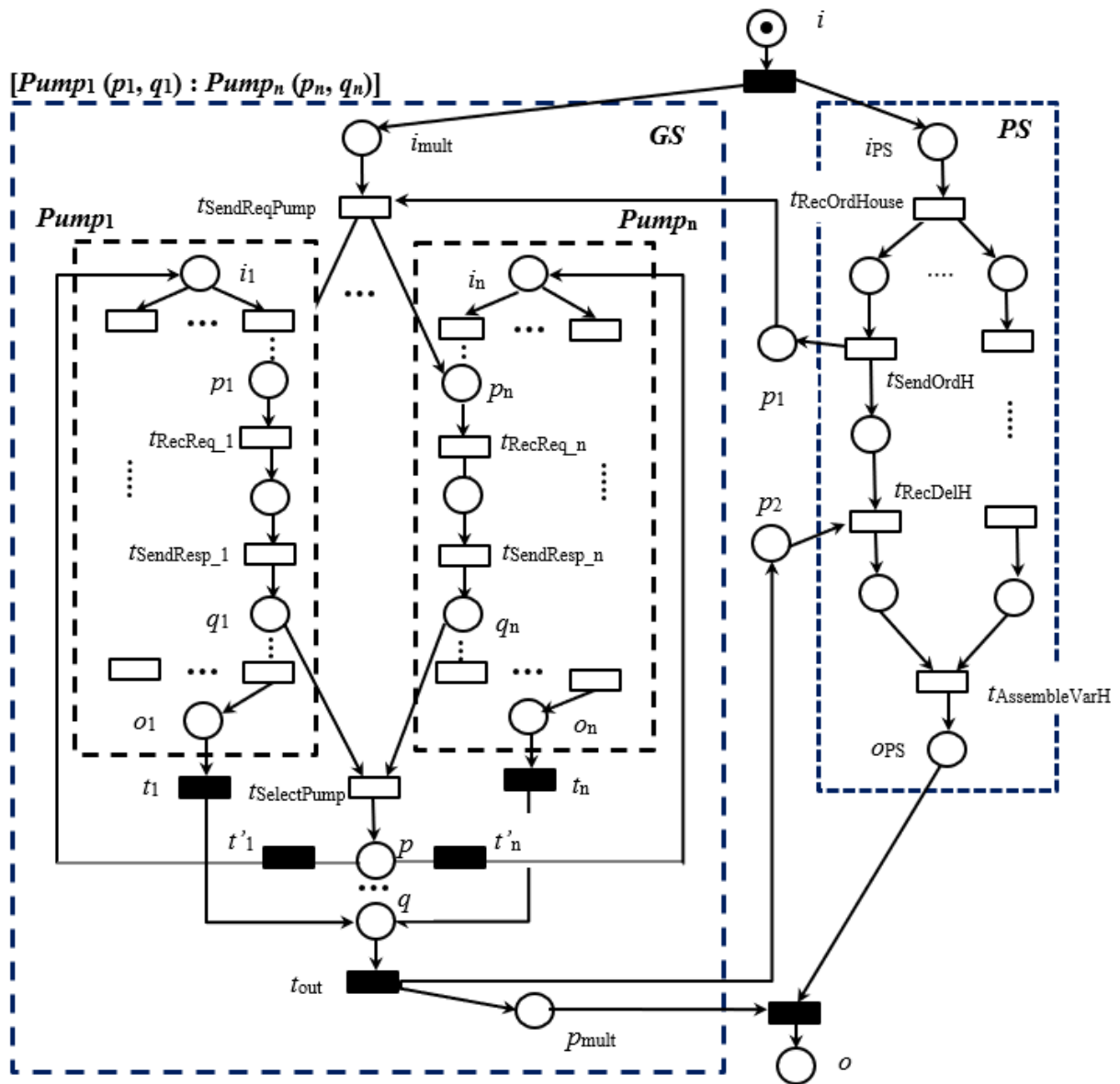


Рисунок 2.8 – Комбінована операція на АЗС ($[Pump_1(p_1, q_1) : Pump_n(p_n, q_n)] //_c PS$)

(наприклад, $Pump_1, \dots, Pump_n$), які є окремими колонками та пропонують різні типи пального. Таким чином, базова операція (одна колонка) замінюється структурою динамічного вибору, що дозволяє *обирати* одну колонку для заправки серед кількох альтернативних.

На прикладі сервісу динамічного вибору розглянемо детально взаємодію каналів обслуговування. Кожна колонка АЗС складається з двох окремих частин, одна частина спроектована для *обробки запита на обслуговування*, а друга частина

– для самостійного виконання послуги. Дві операції `SendReqPump` и `SelectPump` визначають обрану стратегію вибору, та конструктор комбінованої операції. Рішення про вибір може бути засновано на автоматичному виконанні операції моніторингу.

Розв'язок 2. На деяких АЗС у користувачів є можливість альтернативного вибору з множини колонок (іноді в залежності від наявності типу пального, або зручності заправки). При виборі колонки, типу пального та його кількості інформація надходить в систему оплати за допомогою комунікації. При таких умовах процес моделюється за допомогою комбінованої операції «Паралелізм з комунікацією з можливістю альтернативного вибору з множини» (рис. 2.9).

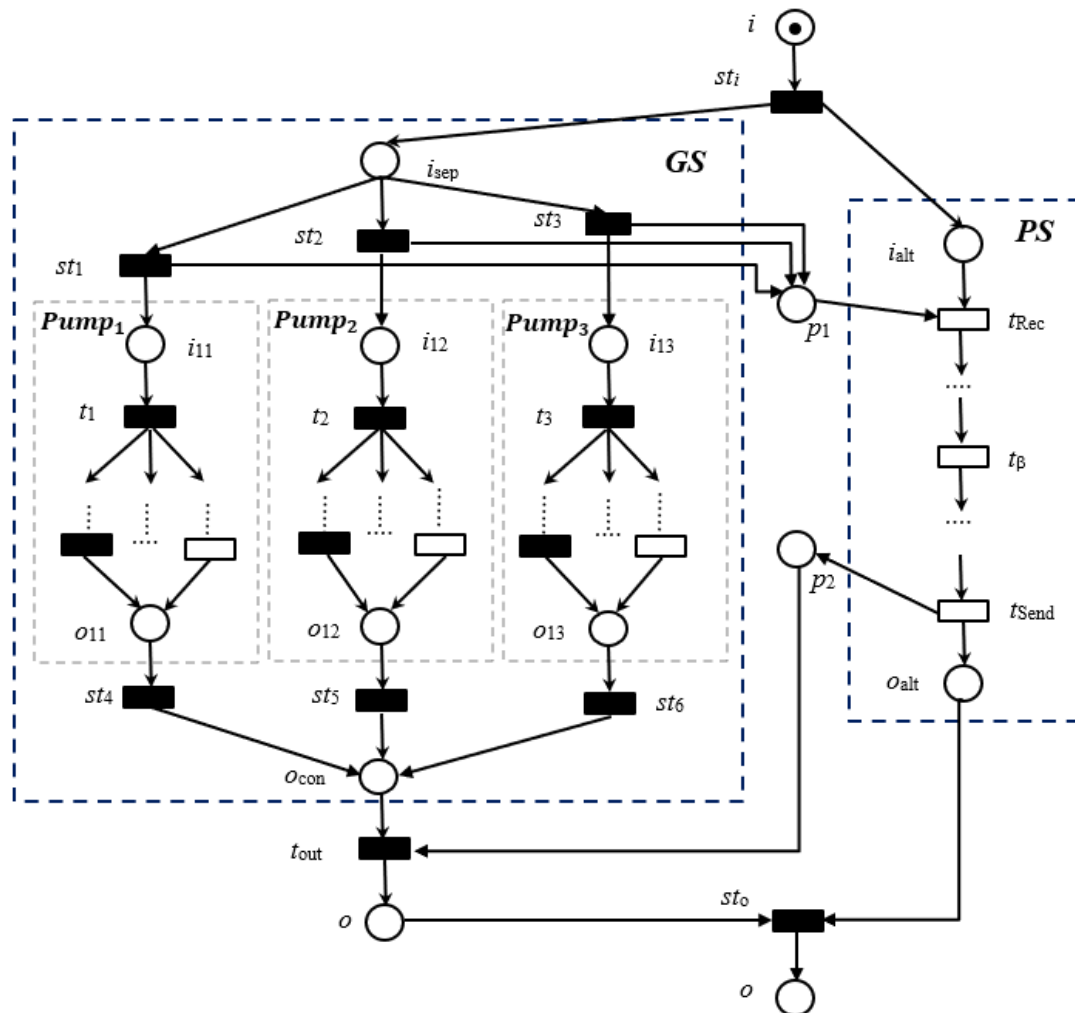


Рисунок 2.9 – Комбінована операція на АЗС ($Case(Pump_1: Pump_3) \parallel_C PS$)

Розв'язок 3. Якщо на АЗС передбачена автоматизована система оплати за пальне, тоді при виборі відповідної колонки послідовно виконується дві операції: заправка паливом і оплата за послугу. Для моделювання такого процесу використовується комбінована операція моніторингу «Альтернативний вибір з множини послідовних операцій» $Case(Seq(Pump_1, Pay_1):Seq(Pump_3, Pay_3))$ (рис. 2.10).

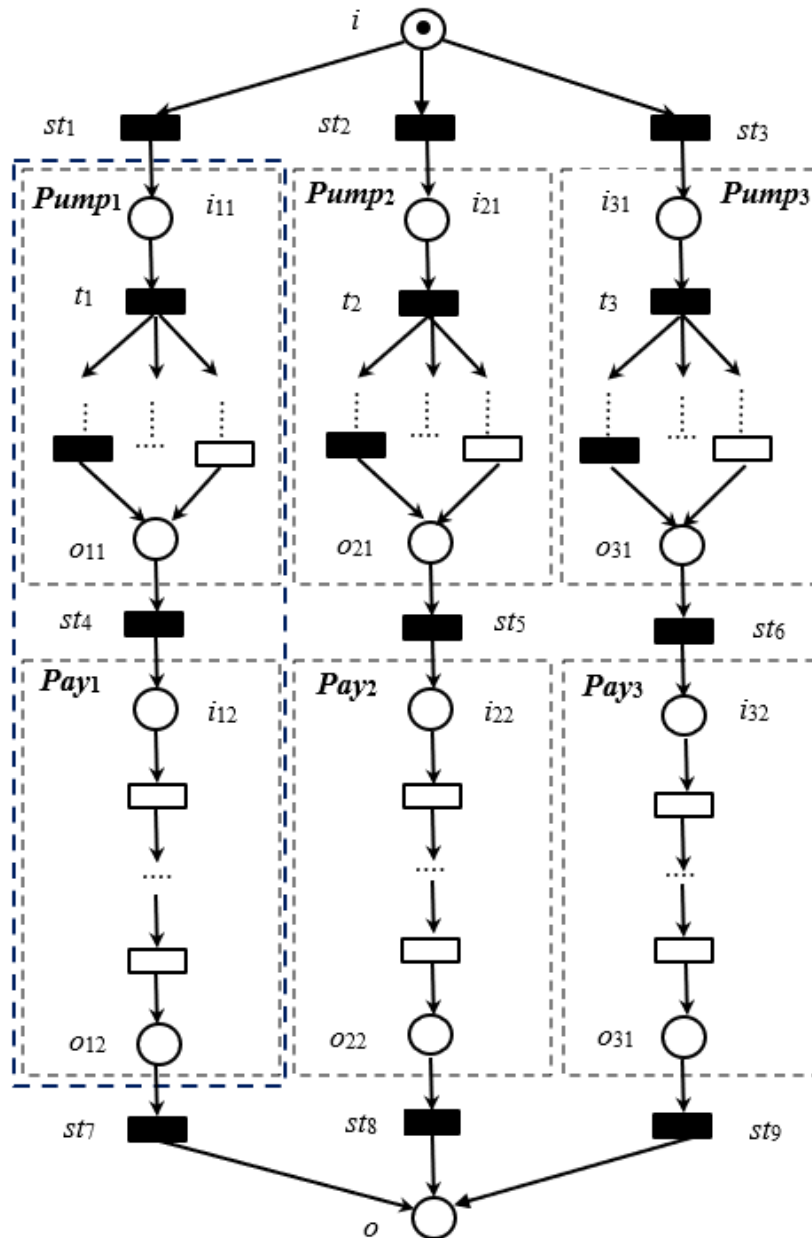


Рисунок 2.10 – Комбінована операція на АЗС: $Case(Seq(Pump_1, Pay_1) : Seq(Pump_3, Pay_3))$

Оператор послідовності допускає виконання двох операцій *Putp* (заправку авто паливом) та *Pay* (оплата за паливо) послідовно, тобто, один за іншим. Операція *Putp* повинна бути завершена до початку операції *Pay*. Зазвичай це відбувається, коли одна операція залежить від результатів виконання іншої.

2.3.4 Алгебраїчний опис властивостей операцій моніторингу

Доказ алгебраїчних властивостей операцій моніторингу виконується за допомогою семантики алгебри. Це необхідно для моделювання процесу моніторингу з використанням окремих базових та комбінованих операцій.

Алгебраїчні властивості можуть бути використані для трансформації та оптимізації комбінованих операцій моніторингу на основі таких показників, як час реалізації операції та вартість операції моніторингу. Оператори, які представлені в алгебрі операцій моніторингу мають загальні властивості: *комутативність*, *асоціативність* та *дистрибутивність*. Опис алгебраїчних властивостей операцій введених вище, наведено в таблиці 2.8 [73-75].

Таблиця 2.8

Опис властивостей операцій алгебри

№	Алгебраїчні властивості
1	2
(1)	$Seq(MO_1, (Seq(MO_2, MO_3))) = Seq((Seq(MO_1, MO_2)), MO_3)$
(2)	$Seq(\varepsilon, MO) = MO$
(3)	$Seq(MO, \varepsilon) = MO$
(4)	$Choice(MO_1, MO_2) = Choice(MO_2, MO_1)$
(5)	$Choice(MO_1, Choice(MO_2, MO_3)) = Choice(Choice(MO_1, MO_2), MO_3)$
(6)	$Choice(MO, MO) = MO$
(7)	$Seq(Choice(MO_1, MO_2), MO_3) = Choice(Seq(MO_1, MO_3), Seq(MO_2, MO_3))$
(8)	$MO_1 //_C MO_2 = MO_2 //_C MO_1$

1	2
(9)	$MO_1 //_{\emptyset} (MO_2 //_{\emptyset} MO_3) = (MO_1 //_{\emptyset} MO_2) //_{\emptyset} MO_3$
(10)	$MO //_{\emptyset} \varepsilon = MO$
(11)	$Conc (MO_1, MO_2) = Conc (MO_2, MO_1)$
(12)	$Conc (MO_1, Conc (MO_2, MO_3)) = Conc (Conc (MO_1, MO_2), MO_3)$
(13)	$Conc (MO, \varepsilon) = MO$
(14)	$MO_1 //_{\emptyset} MO_2 = Conc (MO_1, MO_2)$
(15)	$Case (MO_1: MO_n) = Choice (MO_1, Choice (MO_2, \dots Choice (MO_n))) = Choice (Choice (MO_1, MO_2), \dots MO_n)$
(16)	$Conc (MO_1, Case (MO_2: MO_n)) = Conc (Case (MO_2: MO_n), MO_2)$
(17)	$Conc (MO_1, Choice (MO_2, \varepsilon)) = Conc (Choice (MO_2, \varepsilon), MO_1) = Conc (MO_1, MO_2)$
(18)	$Conc (MO_1, Choice (MO_2, MO_3)) = Conc (Choice (MO_2, MO_3), MO_1)$
(19)	$Conc ([MO_1 (p_1, q_1) : MO_n (p_n, q_n)], MO_{n+1}) = Conc ([MO_{n+1}, MO_1 (p_1, q_1) : MO_n (p_n, q_n)])$
(20)	$[MO_1 (p_1, q_1) : MO_n (p_n, q_n)] //_C MO_{n+1} = MO_{n+1} //_C [MO_1 (p_1, q_1) : MO_n (p_n, q_n)]$
(21)	$Case (MO_1: MO_n) //_C MO_{n+1} = MO_{n+1} //_C Case (MO_1: MO_n)$
(22)	$[MO_1 (p_1, q_1) : MO_n (p_n, q_n)] = [MO_n (p_n, q_n) : MO_1 (p_1, q_1)]$
(23)	$Seq (Case (MO_1 : MO_3), MO_4) = Choice (Seq (MO_1, MO_4), Choice (Seq (MO_2, MO_4), Seq (MO_3, MO_4)))$

Серед властивостей є прості, наприклад (2), (3), (10), (13), деякі властивості отримані шляхом аналізу інших властивостей (15)-(23).

Представлена алгебра з набором операцій, які наведені в таблиці 2.8, дозволяє використовувати її для моделювання процесів моніторингу більш складними типами мереж Петрі [73,75,77,78].

2.4 Побудова інформаційної технології моніторингу ПММ в системах зберігання

Інформаційна технологія моніторингу ПММ побудована на основі системного підходу і об'єднує групи методів та методологічних підходів, які згруповані по функціональному призначенню [2,7,79]. Структурна модель інформаційної технології моніторингу ПММ представлена на рис. 2.11. Інформаційна технологія об'єднує наступні групи методів: методи і технології моніторингу і вимірювання параметрів ПММ, методи підготовки, аналізу та попередньої обробки даних для систем моніторингу ПММ, методи моделювання для систем моніторингу ПММ, методи оцінювання якості моніторингу, методи прогнозування та прийняття рішень для систем моніторингу ПММ.

Методи і технології моніторингу і вимірювання параметрів ПММ. Методи і технології моніторингу і вимірювання параметрів ПММ об'єднують технології ультразвукового моніторингу (на основі ультразвукових датчиків); технології моніторингу, засновані на різниці тиску (на основі датчиків тиску); радіочастотні методи; радіометричні методи і технології; аналогові методи і технології; ємнісні методи і технології (на основі ємкісних датчиків); технології на основі використання CAN шини (для автомобільного транспорту); методи моніторингу на основі технологій IoT.

Методи підготовки, аналізу та попередньої обробки даних для систем моніторингу ПММ. Методи підготовки, аналізу та попередньої обробки даних об'єднують методи формування та генерації даних; методи обробки пропусків в даних; методи ідентифікації нелінійності процесу та визначення його типу; методи ідентифікації нестационарності процесу та визначення його типу; методи подолання

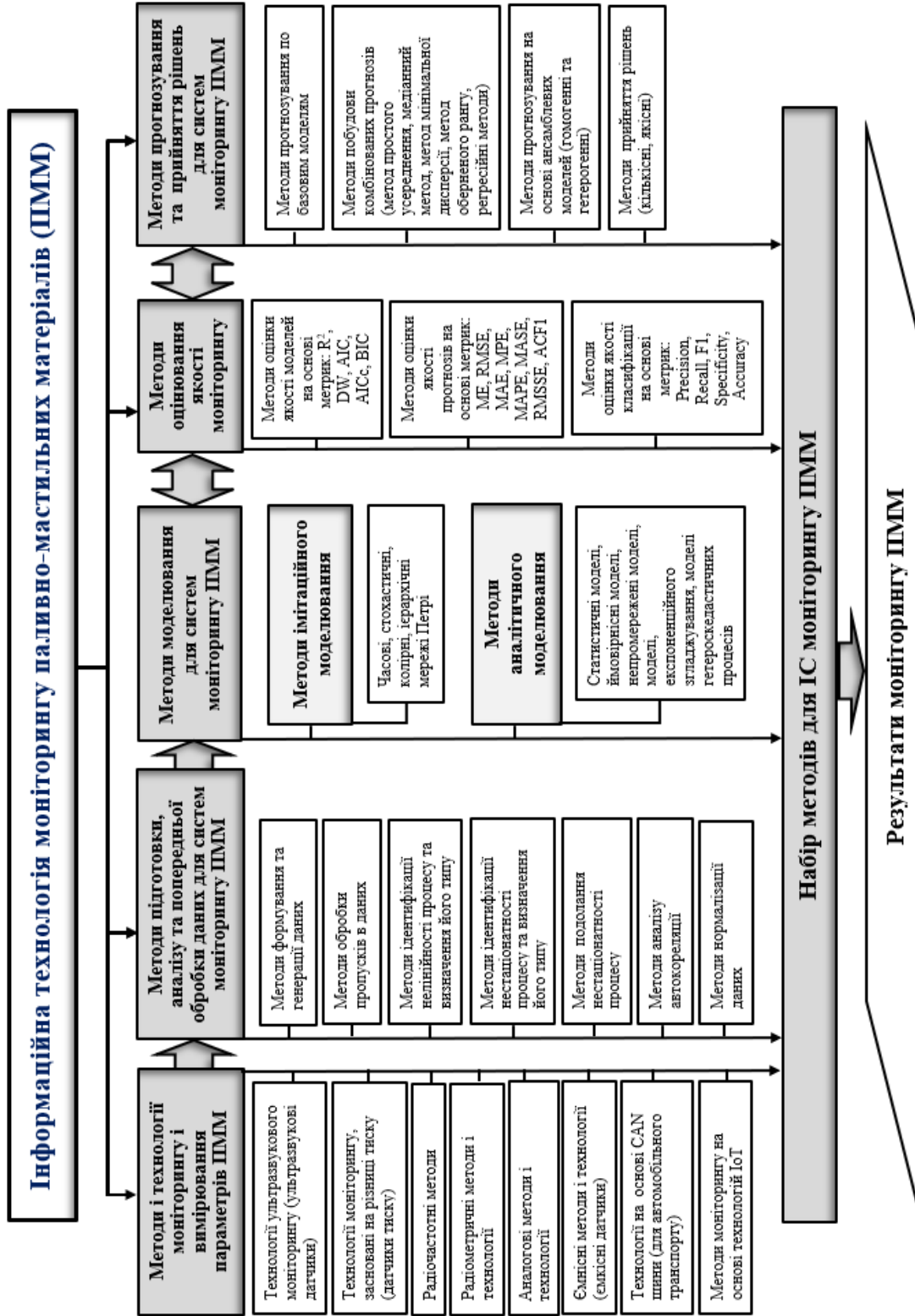


Рисунок 2.11 - Структурна модель інформаційних технологій для моніторингу ПММ [2].

нестационатності процесу; методи аналізу автокореляції; методи нормалізації даних.

Методи моделювання для систем моніторингу ПММ. Методи моделювання для систем моніторингу ПММ об'єднують методи імітаційного моделювання (часові, стохастичні, колірні, ієрархічні мережі Петрі) та методи аналітичного моделювання (статистичні моделі, ймовірнісні моделі, нейромережеві моделі, моделі, експоненційного згладжування, моделі гетероскедастичних процесів).

Методи оцінювання якості моніторингу. Методи оцінювання якості моніторингу об'єднують методи оцінки якості моделей на основі відповідних метрик, методи оцінки якості прогнозів на основі метрик якості.

Методи прогнозування та прийняття рішень для систем моніторингу ПММ. Методи прогнозування та прийняття рішень для систем моніторингу ПММ об'єднують методи прогнозування по базовим моделям; методи побудови комбінованих прогнозів (метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, регресійні методи); методи прогнозування на основі ансамблевих моделей (гомогенні та гетерогенні); методи прийняття рішень (кількісні, якісні).

Результатом використання методів і методологічних підходів інформаційної технології моніторингу ПММ є набір методів для інформаційної системи моніторингу ПММ.

2.5 Висновки до розділу 2

1. Визначені і описані головні аспекти побудови інтелектуальної інформаційної технології для вирішення завдань моніторингу.
2. Розроблено структуру обробки інформації при вирішенні задач моніторингу.
3. Розроблено модельний підхід до розв'язування завдань моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

4. Розроблено формалізований опис інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів.

5. Запропоновано і розроблено алгебру для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ, яка складається з семи базових та чотирьох комбінованих операцій моніторингу. Представлено формалізований опис операцій алгебри у вигляді мереж Петрі.

6. Представлено алгебраїчний опис властивостей операцій моніторингу. Алгебраїчний опис дозволяє використовувати алгебру операцій для моделювання процесу моніторингу різними типами мереж Петрі.

7. Розроблено інтелектуальну інформаційну технологію моніторингу ПММ в системах зберігання.

РОЗДІЛ 3

СТВОРЕННЯ ІМІТАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ МОНІТОРИНГУ

ПММ НА ОСНОВІ КОЛІРНИХ МЕРЕЖ ПЕТРІ

В розділі розглянуто питання побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання в середовищі *CPN Tools*. Досліджені основні особливості побудови імітаційних моделей. Побудовано моделі для системи вимірювання фізико-хімічних параметрів палива на основі колірних мереж Петрі та виконано імітацію їх поведінки. Розроблено структурну схему контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ та імітаційну модель процесу керування вимірюванням параметрів ПММ. Представлено результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ. Розроблено структура ієрархічної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ та реалізована в середовищі *CPN Tools*. Представлено результати моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ і проведено їх аналіз. Розроблено імітаційну модель моніторингу автозаправної станції з альтернативними чергами.

3.1 Особливості побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

Особливість завдання моделювання імітаційних моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання обумовлена рядом причин серед яких: структура систем зберігання ПММ, складність виявлення та формалізації зв'язків між елементами системи зберігання палива, необхідність адекватного опису зв'язків, складність структурного та функціонального моделювання систем зберігання ПММ тощо.

При моделюванні складних технічних систем відомо багато підходів. Визначення відповідного підходу моделювання та типу математичних моделей залежить від об'єкту та кінцевої мети задачі моніторингу [34,38,80]. Складність моделювання задач моніторингу обумовлена складністю процесу моніторингу, значною кількістю зв'язків, складністю впливу та ситуаційної взаємодії елементів

системи. Різні підходи будуть мати різні результати [81-84]. Запропонований в літературі певні набори моделей і методів сам по собі не гарантують адекватності моделі [85-88]. Адекватність моделей моніторингу певній ситуації може остаточно бути визначена тільки в процесі обчислювального експерименту.

Існує ряд методів моделювання, за допомогою яких можливо моделювати процесів моніторингу та взаємодію їх структурних елементів між собою. Для розширення можливостей аналізу та моделювання процесів моніторингу, в тому числі для імітаційного моделювання систем зберігання палива доцільно використати метод моделювання на основі різних типів мереж Петрі, в тому числі колірних. Головною особливістю, яких є врахування змінних різного типу та різноманітних умов спрацювання переходів, це дозволяє моделювати і відстежувати динамічні зміни в системі [89-92], та здійснювати ситуаційний менеджмент. Мережі Петрі забезпечують можливість опису паралельних процесів та конфліктних ситуацій, в той час як звичайні мови програмування надають інструментарій для визначення типів даних і операцій над ними.

На основі колірних мереж Петрі розроблено інструментальний засіб для моделювання складних систем та процесів *CPN Tools* [90,93-95]. Він поєднує в собі перевагу мереж Петрі з перевагою мов програмування. *CPN Tools* графічно - орієнтована мова для проектування, специфікації, моделювання та перевірки систем. Формальне визначення моделі на *CPN* приведено нижче:

$$CPT = \{CT, P, T, F, M_0, Type_T, Type_M, I_m\}, \quad (3.1)$$

де *CT* – кінцева множина непустих типів, (т. з. наборів кольорів); *P* – кінцева множина позицій; *T* – кінцева множина переходів; *F* – множина дуг, яка включає дві підмножини вхідних та вихідних дуг по відношенню до переходу; *M₀* – початкове маркування мережі; *Type_T* – множина, яка відображає доступну множину типів у позиціях мережі; *Type_M* – множина типів маркерів, що ініціюють перехід; *I_m* – множина умов ініціації переходів.

Колірні мережі Петрі добре підходять для моделювання процесів моніторингу, тому що дозволяють дослідити потоки даних, керування та операції моніторингу. Це дозволяє побудувати адекватні ситуаційні моделі для дослідження різноманітних процесів, в тому числі і процесів моніторингу. Дослідження процесів моніторингу – це в основному дослідження упорядкованого набору операцій, тому їх зручно представити фрагментами мережі Петрі. Операції моніторингу моделюються переходами, а стан процесу моделюється позиціями. Стрілки між позиціями і переходами використовуються для визначення причинно-наслідкових зв'язків. Передбачається, що мережа Петрі, яка представляє процес моніторингу, містить одну вхідну позицію та одну вихідну позицію. Мережа Петрі з однією позицією для входу інформації і однією позицією для отримання інформації полегшить визначення операторів інтеграції та взаємодії, а також перевірку певних властивостей (наприклад, можливості доступу, доступність і безпеку).

Для побудови імітаційних моделей процесів моніторингу розроблено *метод* на основі колірних мереж Петрі необхідно виконати наступну послідовність кроків:

Крок 1. Визначити множину позицій $P = \{P_1, P_2, \dots, P_g\}$, станів системи моніторингу або передумов операцій моніторингу.

Крок 2. Визначити множину переходів $T = \{t_1, t_2, \dots, t_v\}$, які відповідають виконанню операцій моніторингу, або окремого кроку операції.

Крок 3. Визначити множину дуг F , та задати початкове маркування мережі M_0 .

Крок 4. Визначити можливі зв'язки поточної операції зі суміжними операціями моніторингу для побудови комбінованих операцій, та відобразити їх у T_p множині типів у позиціях T_m мережі.

Крок 5. Визначити маркери, що ініціюють переходи, і умови ініціалізації переходів I_m (часові).

На основі колірних мереж Петрі можливо розробляти точні ситуаційні моделі процесів моніторингу, здійснювати ситуаційний менеджмент завдяки аналізу часових параметрів процесу, та уточнювати результати моделювання.

3.2 Побудова моделі системи вимірювання фізико-хімічних параметрів палива на основі колірних мереж Петрі

Точне та своєчасне вимірювання фізико-хімічних параметрів у режимі реального часу є досить важливим та актуальним завданням. З кожним роком обсяги транспортування нафтопродуктів зростають, отже, зростає значення достовірності вимірюваних показників. Організація інформаційних систем обліку нафтопродуктів є важливим науково-технічним завданням у структурі паливно-енергетичного комплексу. Комерційна ефективність паливно-енергетичної системи залежить від точності облікової інформаційної системи [21,96,97].

Основними параметрами при обліку нафтопродуктів є густина, в'язкість та температура нафтопродуктів. Сьогодні існує значна кількість технологій та приладів для вимірювання параметрів нафтопродуктів (пікнометри, ареометри). Але більшість приладів служать для вимірювання цих показників у лабораторних умовах [21,22,24]. Для отримання більш точних результатів вимірювань необхідно вимірювати параметри безпосередньо в магістральних трубопроводах та сховищах у режимі реального часу [25]. Водночас актуальною залишається проблема визначення в'язкісно-температурних залежностей та приведення параметрів до заданих температур або визначення їх при різних температурах [23,25].

Вимірювання рівня рідин є ще однією ключовою операцією в автоматизації технологічних процесів у нафтохімічній та нафтопереробній промисловості, а також у питаннях комерційного обліку нафтопродуктів [26-28]. Враховуючи значні обсяги зберігання нафтопродуктів, а також особливості експлуатації відповідного технологічного обладнання, до інформаційних систем обліку нафтопродуктів та їх окремих компонентів визначено досить жорсткі вимоги [26,96,98].

Вимоги до обладнання такі:

- точність первинних перетворювачів (з урахуванням значної маси продукту на одиницю рівня для резервуарів);
- можливість дистанційних засобів параметризації та калібрування первинних перетворювачів;
- широкий діапазон робочих температур вимірювальних середовищ (-40...+85°C);
- вибухобезпечне виконання компонентів інформаційних систем, що експлуатуються у вибухонебезпечних зонах різних категорій.

Система моніторингу безперервного руху паливно-мастильних матеріалів в системах зберігання є комплексним рішенням для автоматизації контролю параметрів палива в режимі реального часу. Покращення параметрів систем контролю паливно-мастильних матеріалів є актуальним завданням, яке вимагає системного підходу та використання нових технологічних методів і підходів. Побудова моделі вимірювальної системи та моделювання процесу вимірювання дозволяє підвищити ефективність та точність вимірювальної системи шляхом вибору оптимальних режимів її роботи.

Сучасні методи вимірювання рівня світлих нафтопродуктів (палива) проводяться різними методами та приладами: поплавковими [29], гідростатичними [30], ємнісними [31], акустичними [32], радіоізотопними [33]. Можливості яких визначаються, з одного боку, технологічними вимогами (дальність, точність, вибухозахист). А також наявністю неінформативних параметрів (тиск, густина, в'язкість, електропровідність тощо) [32]. Огляд сучасних технологій вимірювання нафтопродуктів представлено в роботах [32,33].

Сьогодні магнітострікційні рівнеміри є найпоширенішими на ринку обладнання для зберігання нафти, завдяки низці переваг [36]: безконтактний принцип роботи забезпечує тривалий термін служби, лінійність функції перетворення, повторюваність результатів, високу роздільну здатність,

нечутливість до таких факторів, як вібрації, удари, волога, забруднення, постійний магніт, як активний елемент конструкції, не потребує джерела живлення. У роботі [37] детально розглянуто сучасні підходи до магнітострикційних методів вимірювання, а також запропоновано новий підхід до реалізації системи вимірювання. У роботах [99] представлено побудову імітаційних моделей системи вимірювання нафтопродуктів. У роботах [100,101] представлено розробку систем контрольних вимірювань з використанням мереж Петрі. Для подальшого вдосконалення процесу контролю та вимірювання нафтопродуктів необхідно підвищити ефективність та точність процесу діагностики та вимірювання шляхом використання більш ефективних технологій моделювання.

3.2.1 Структурна схема контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ

Структурна схема контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів паливно-мастильних матеріалів (ПММ) у ємностях закритого типу представлена на рисунку 3.1 [90,102,103]. Загалом, система керування може мати 4 входи, до яких підключаються датчики та перетворювачі.

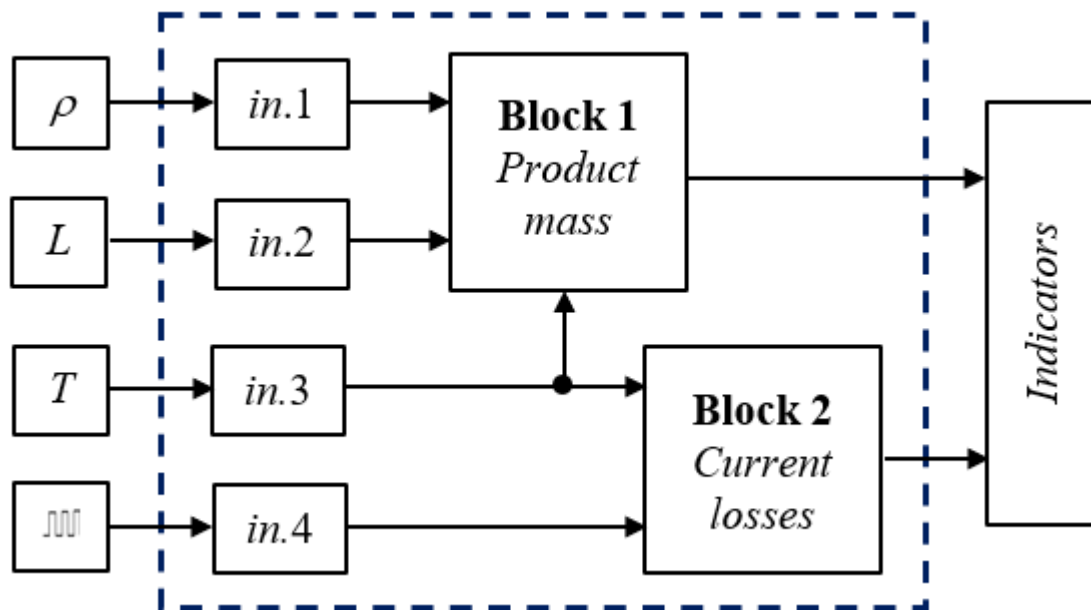


Рисунок 3.1 – Структурна схема процесу вимірювання параметрів ПММ [90,103]

Сигнали, що надходять від датчиків, вже перетворені в один з типів уніфікованих сигналів. Як уніфікований сигнал досить часто використовується струмовий сигнал 4-20 мА. Вихід 4-20 мА забезпечує необхідний рівень іскробезпеки для обладнання, що використовується у вибухонебезпечних зонах, дозволяючи усунення несправностей у електричних колах без знеструмлення датчика.

Входи 1-3 мають однакову структуру. На вхід 1 надходить сигнал від датчиків щільності. На виході блоку «*in.1*» маємо струмовий сигнал, пропорційний значенню щільності продукту. На «*in.2*» надходить сигнал від датчиків рівня, тоді на виході цього блоку отримуємо значення рівня продукту в міліметрах. Ці два сигнали використовуються системою для розрахунку поточної маси продукту в резервуарі (**Блок 1**) за наступним узагальненим алгоритмом [90,102].

Крок 1. Рівень продукту в міліметрах перетворюється в одиниці об'єму за допомогою таблиць переведення, які складаються для кожного резервуара під час його перевірки з урахуванням його геометричних розмірів. У цій таблиці кожен сантиметр рівня продукту відповідає певній кількості літрів. Для розрахунку об'єму в проміжних точках використовуються різні варіанти апроксимації.

Крок 2. Використовуючи значення щільності, залишки продукту перетворюються в одиниці маси.

Крок 3. За поточною температурою продукту обчислюється значення маси при 15 градусах Цельсія. Як того вимагає законодавство, дані про залишки продукту надаються округленими до 15 градусів.

Крок 4. Вхід 3 (*in.3*) отримує дані про температуру, які були виміряні в 5 точках по висоті резервуара.

Крок 5. Дані підсумовуються та обчислюється середня температура продукту. Ця температура використовується у всіх наступних розрахунках.

Крок 6. Система відключає ті датчики, які знаходяться вище рівня продукту, щоб зменшити похибку вимірювання, оскільки температура газової суміші

порожньої частини резервуара (повітря + ПММ) значно відрізняється від температури самого продукту.

Вхід 4 (*in.4*) отримує сигнал від витратоміра. Більшість моделей зараз працюють з імпульсними перетворювачами на виході. Імпульсний сигнал, що подається на вхід, посилюється та подається на лічильник імпульсів. Знаючи кількість імпульсів та їх «вагу» (наприклад, 1 імпульс = 1 літр), система розраховує поточну витрату продукту під час розвантаження або завантаження в резервуар за поточної температури (**Block 2**). Ці дані також перераховуються на 15 градусів.

Всі отримані та розраховані дані від датчиків передаються на блок відображення: електронне табло, монітор комп'ютера, мобільний телефон тощо.

3.2.2 Побудова імітаційної моделі процесу керування вимірюванням параметрів ПММ

Для побудови імітаційної моделі вимірювальної системи використовуються колірні мережі Петрі. Колірні мережі Петрі широко використовуються для графічного та математичного моделювання складних систем і процесів. Формалізм та функціональність мереж Петрі дозволяють моделювати різні варіанти часових, ієрархічних, стохастичних зв'язків у складних системах різних типів [99-101]. Побудова моделей систем вимірювання паливно-мастильних матеріалів виконувалася за допомогою інструментів *CPN Tools*.

Загальна модель процесу керування вимірюванням фізико-хімічних параметрів паливно-мастильних матеріалів (ПММ) у закритих об'ємах має 8 функціональних блоків [90,102,103]. Блок фіксації щільності ПММ представлений переходом (*Gen1* – виконує функцію генерації щільності ПММ на прикладі бензину) та 2 позиціями (*Ro* – для розміщення згенерованого значення щільності ПММ, *G1* – для повторення процесу генерації). Блок фіксації рівня ПММ у контейнері представлений переходом (*Gen2* – виконує функцію генерації рівня ПММ) та 2 позиціями (*Level* – для розміщення згенерованого значення рівня ПММ,

G2 – для повторення процесу генерації). Блок фіксації середнього значення температури ПММ у резервуарі представлений переходом (*Gen3* – виконує функцію генерації температури ПММ) та 2 позиціями (*T* – для розміщення згенерованого значення температури ПММ, *G3* – для повторення процесу генерації). Значення температури використовується в системі у двох блоках (блоку розрахунку маси та блоку накопичення витрат), тому додатково додано структурний блок розгалуження. Він забезпечує можливість паралельного використання значення температури двома блоками. Блок представлений переходом (*Conc* – виконує функцію розгалуження) та 2 позиціями (*W1*, *W2* – для накопичення дубльованих значень температури). Блок фіксації значення імпульсного сигналу, що вказує на споживання ПММ, представлений переходом (*Gen4* – виконує функцію генерації імпульсного сигналу) та 2 позиціями (*Impulse* – для розміщення значень імпульсних сигналів, *G4* – для повторення процесу генерації). Блок розрахунку маси представлений 2 переходами (*Union1* – для формування запису параметрів ПММ, *Put1* – для формування списку записів параметрів ПММ) та 2 позиціями (*Mass calculation* – для розміщення записів параметрів ПММ, *Queue1* – для розміщення списку записів параметрів ПММ). Блок накопичення витрат представлений 2 переходами (*Union2* – для формування запису параметрів ПММ, *Put2* – для формування списку записів параметрів ПММ) та 2 позиціями (*Rec* – для розміщення записів параметрів ПММ, *Queue2* – для розміщення списку записів параметрів ПММ). Блок для обчислення статистики зміни маси ПММ представлений переходом (*Get* – виконує обчислювальні дії) та 5 позиціями (*Sum* – для зберігання загальної маси ПММ, *Num* – для зберігання кількості фіксованих значень маси, *Avg* – для зберігання середнього значення фіксованих значень маси, *Min* – для зберігання мінімального значення маси, *Max* – для зберігання максимального значення маси).

Для початку встановлюються всі необхідні модулі (рис. 3.1) та підключаються до проекту. Набір даних додається до проекту. Далі, для зручності,

видалено зайві стовпці, які не мають сенсу для імітаційної моделі, що розроблено (рис. 3.2).

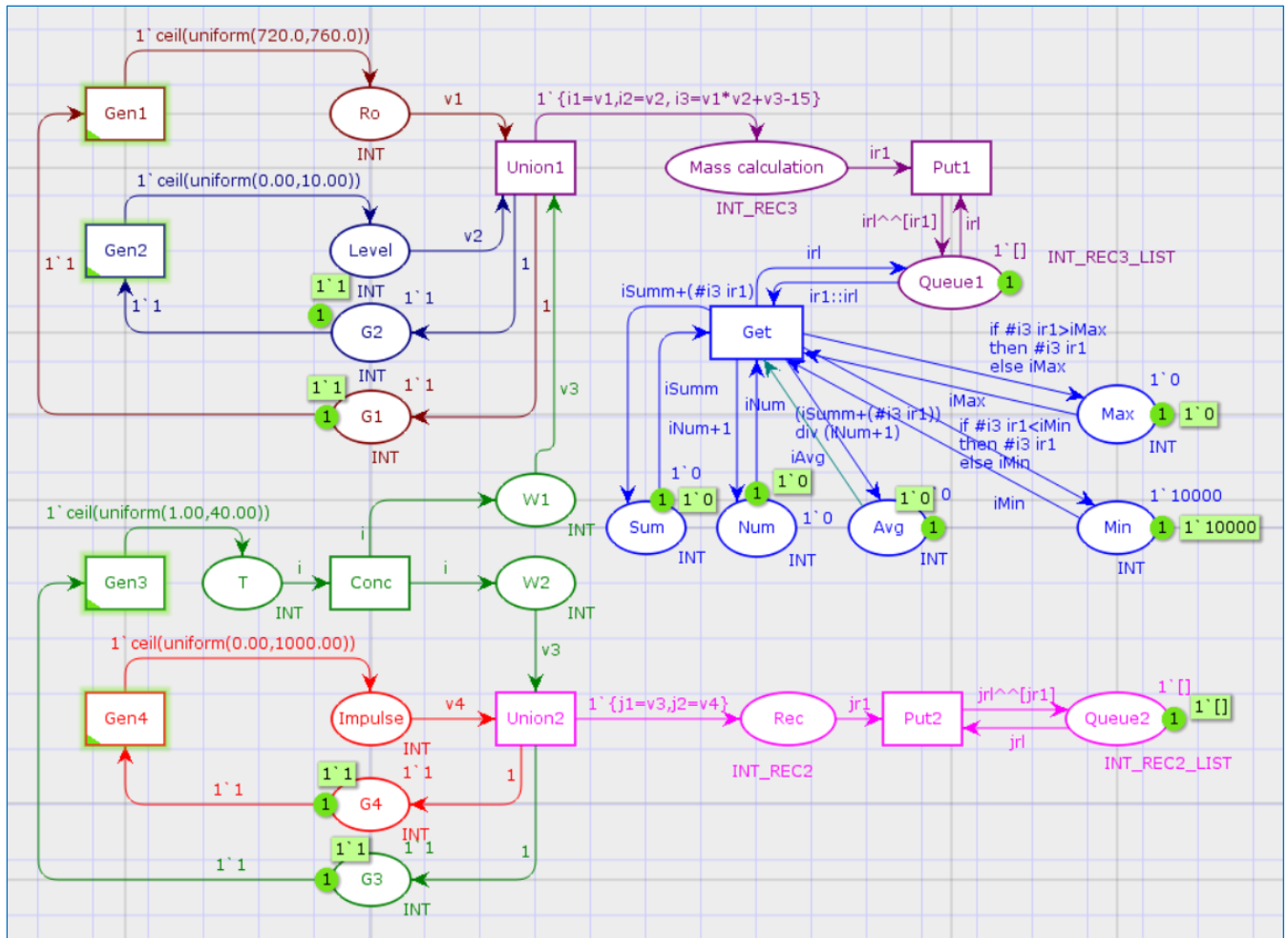


Рисунок 3.2 – Імітаційна модель процесу керування вимірюванням фізико-хімічних параметрів ПММ у емностях закритого типу [90,102,103].

Завдання декларації системи. Визначено параметри системи, яка моделюється. Для колірних мереж Петрі це набір системних кольорів (*colorset*), які мають такі значення:

- кортеж *INT_REC3* має 3 ціле чисельні поля, які, згідно із завданням, відповідають за *i1* – значення щільності ПММ, *i2* – значення рівня ПММ, *i3* – розрахункове значення маси ПММ;
- фішки типу *INT_REC3_LIST* – це 1-й список записів параметрів ПММ.

- кортеж *INT_REC2* має 2 ціле чисельні поля, які, згідно із завданням, відповідають за *j1* – середнє значення температури ПММ, *j2* – значення імпульсних сигналів, що вказують на споживання ПММ;
- фішки типу *INT_REC2_LIST* – це 2-й список записів параметрів ПММ.

Змінні моделі:

- *irl* – визначає надходження інформації про першу групу параметрів ПММ у чергу;
- *jrl* – визначає надходження інформації про другу групу параметрів ПММ у чергу;
- *v1, v2, v3, v4* – визначають відповідні поля інформації про параметри ПММ;
- *ir1* – визначає повну інформацію про параметри ПММ першої групи;
- *jr1* – визначає повну інформацію про параметри ПММ другої групи.

Після визначення основних оголошень системи, параметри моделі задаються на графіках мережі. На аркуші моделі представлені загальні параметри моделі (див. рис. 3.2):

- у позиціях *Ro, Level, T, Impulse, G1, G2, G3, G4, W1, W2* набір кольорів фішок – *INT*; початкова розмітка відсутня;
- у позиціях *Mass calculation, Rec* набору кольорів фішок – *INT_REC3, INT_REC2* відповідно початкова розмітка відсутня;
- у позиціях *Queue1, Queue2*, набір кольорів фішок – *INT_REC3_LIST* та *INT_REC2_LIST*; початкова позначка *1[]* вказує, що спочатку черги моделювання порожні;
- у позиціях *Sum, Num, Avg, Max*, набір кольорів фішок є *INT*; початкова позначка *1\0* визначає початкове значення параметра перед процесом моделювання;
- у позиції *Min*, набір кольорів фішок є *INT*; початкова позначка *1\10000* визначає початкове значення параметра перед процесом моделювання;
- на дузі від переходу *Put1* до позиції *Queue1*, вираз *irl^[ir1]* вказує на прихід запису параметрів першої групи ПММ у чергу;

- на дузі від позиції *Queue1* до переходу *Put1*, вираз *irl* вказує на зворотний зв'язок;
- на дузі від переходу *Put2* до позиції *Queue2* вираз *jrl* $\wedge[jr1]$ визначає надходження запису параметрів другої групи ПММ у чергу;
- на дузі від позиції *Queue2* до переходу *Put2* вираз *jrl* визначає зворотний зв'язок;
- на дузі від позиції *Queue1* до переходу *Get* вираз *ir1::irl* визначає, що обчислення статистики можна розпочати, якщо в черзі є хоча б один запис параметрів ПММ;
- на дузі від переходу *Union1* до позиції обчислення *Mass* вираз $I\{i1=v1, i2=v2, i3=v1*v2+v3-15\}$ встановлює мітки типу запису на основі вхідних змінних *v1*, *v2*, *v3*;
- на дузі від переходу *Union2* до позиції *Rec* вираз $I\{j1=v3, j2=v4\}$ встановлює мітки типу запису на основі вхідних змінних *v3*, *v4*;
- на дузі від переходу *Gen1* до позиції *Ro*, вираз $I\text{ceil}(\text{uniform}(720.0,760.0))$ генерує мітки з випадковими значеннями, використовуючи функцію рівномірного розподілу;
- на дузі від переходу *Gen2* до позиції *Level*, вираз $I\text{ceil}(\text{uniform}(0.0,10.0))$ генерує мітки з випадковими значеннями, використовуючи функцію рівномірного розподілу;
- на дузі від переходу *Gen3* до позиції *T*, вираз $I\text{ceil}(\text{uniform}(1.0,40.0))$ генерує мітки з випадковими значеннями, використовуючи функцію рівномірного розподілу;
- на дузі від переходу *Gen4* до позиції *Impulse*, вираз $I\text{ceil}(\text{uniform}(0.0,1000.0))$ генерує мітки з випадковими значеннями, використовуючи функцію рівномірного розподілу.

3.2.3 Результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ

При моделюванні процесу вимірювання параметрів ПММ було виконано 10 прогонів для моделювання процесу контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ у ємностях закритого типу, та сформовано 100 наборів параметрів першої та другої груп. Остаточні розмітки одного з мережевих прогонів представлені на рисунку 3.3 [90,102].

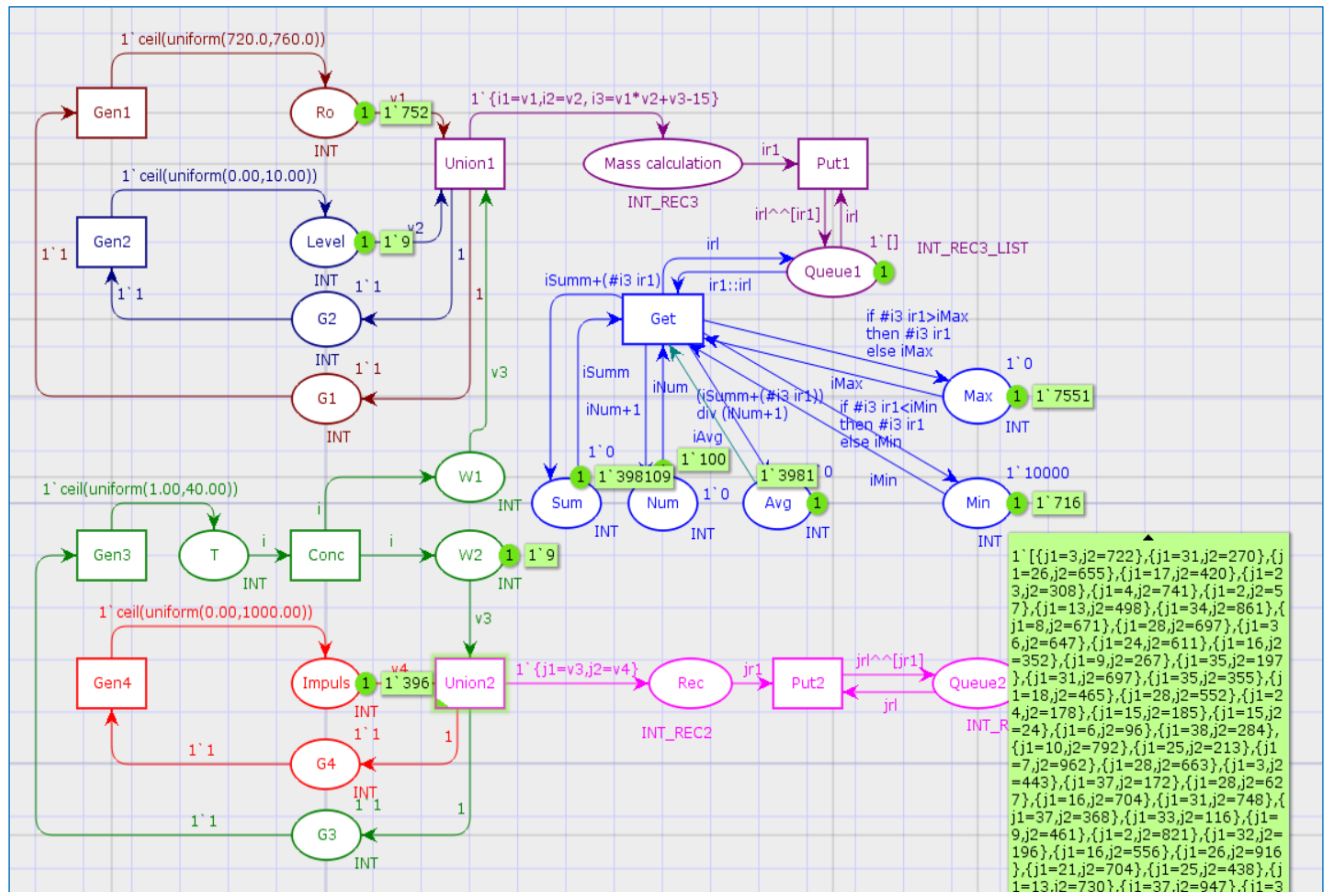


Рисунок 3.3 – Результати імітаційного моделювання процесу моніторингу вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ у ємностях закритого типу [102]

Аналіз результатів моделювання представлено в таблиці 3.1. Сумарні значення представляють усереднені результати моделювання процесу контролю вимірювання параметрів ПММ з кількістю кроків моделювання 1000.

Накопичення статистики є важливим елементом процесу моделювання. Для накопичення статистики по результатам роботи імітаційних моделей можна

Таблиця 3.1

Аналіз результатів моделювання процесу моніторингу вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ у емностях закритого типу [102]

№	Кількість значень маси	Загальне значення маси	Середнє значення маси	Мінімальне значення маси	Максимальне значення маси
1	100	398109	3981	716	7551
2	99	404297	4083	719	7592
3	99	423023	4272	736	7572
4	98	405122	4133	734	7515
5	99	386730	3906	738	7604
6	98	392823	4008	721	7615
7	98	428417	4371	722	7585
8	98	412768	4211	713	7589
9	99	424691	4289	737	7577
10	99	413051	4172	722	7604
Сумарні значення		408903,1	4142,6	725,8	7580,4

використовувати різні методи. У цьому прикладі розглянуто метод *накопичення інформації в позиціях*.

Деякі характеристики моделі можна розраховувати в режимі реального часу, під час процесу моделювання, інші можуть вимагати додаткових обчислень у спеціалізованих математичних програмах. Тоді зручно зберегти результати моделювання у файл для подальшого аналізу.

Таким чином було описано побудову моделі системи вимірювання рівня палива на основі колірних мереж Петрі. Проведено порівняльний аналіз методів та систем вимірювання рівня палива. Наведено опис вимірювальної системи на основі магнітострикційного методу та алгоритм її роботи. Система складається з 4 входів для сигналів різних типів, що надходять від датчиків, двох модулів обробки сигналів та модуля індикації. Модель системи вимірювання рівня палива побудована в середовищі *CPN Tools*. Наведено детальний опис структури моделі. Проведено імітаційне моделювання. Були досліджені часові та структурні

параметри моделі. Представлено результати статистичної обробки параметрів моделі. Побудована модель дозволяє підвищити ефективність системи вимірювання рівня палива шляхом оптимізації структури та збільшення швидкості обробки інформації.

3.3 Розробка імітаційної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ

Одним із типів систем зберігання паливно-мастильних матеріалів є багатоканальні системи зберігання ПММ такі, як автозаправні станції (АЗС) [89,104,105]. В систему зберігання ПММ, АЗС, надходить потік заявок на заправку автотранспорту двох типів (звичайного та спеціального призначення), розподілений за експоненційним законом. Заявки надходять у чергу АЗС на обробку. Тип черги – FIFO. Кожне авто може бути заправлений одним із можливих типів палива. Кожна колонка надає вибір типів палива. Якщо АЗС перебуває у режимі очікування (немає жодного авто), то заявка на заправку надходить виконання вільною колонкою. Необхідно розробити імітаційну модель АЗС, що обслуговує 1000 авто.

Структурна схема багатоканальні системи зберігання ПММ представлена на рисунку 3.4.

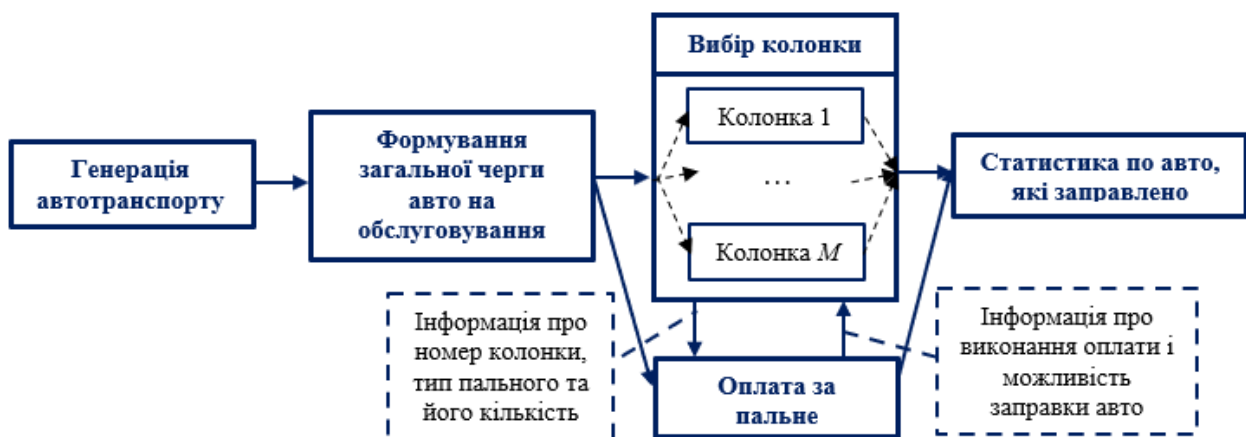


Рисунок 3.4 – Структурна схема багатоканальні системи зберігання ПММ [105]

3.3.1 Побудова ієрархічної імітаційної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ в середовище CPN Tools

Загальна модель процесу роботи АЗС розподілена на окремі функціональні блоки, що дає можливість виконати декомпозицію системи на окремі модулі [89,105]. На основі принципів системного аналізу за рахунок декомпозиції зменшується складність системи. Таким чином при побудові імітаційної моделі системи використовується ієрархічний підхід. На верхньому рівні, *System*, модель системи представлена в цілому. Далі загальну модель було структуровано шляхом розбиття на два модуля нижчого рівня: *Arrivals* – модуль призначений для генерації автотранспорту в систему АЗС, *Gas Station* – модуль, який безпосередньо моделює процеси заправки авто і оплати за паливо.

Загальна імітаційна модель *System* (рис. 3.5) має дві позиції (чергу – *Waiting*, авто, що були заправлені – *Completed*) та два переходи (генерувати авто, який потребує заправки – *Arrivals*, виконати заправку авто і оплату за паливо – *Gas Station*). Переходи мають складну ієрархічну структуру і представлені на окремих аркушах моделі.

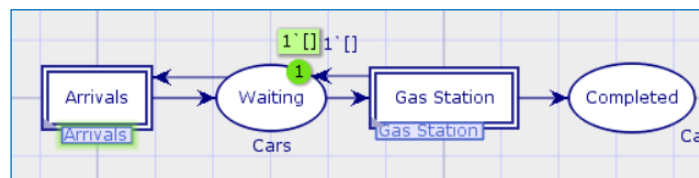


Рисунок 3.5 – Імітаційна модель системи верхнього рівня [105]

Імітаційна модель підсистеми генерації автотранспорту (рис. 3.6) має 3 позиції (поточне авто – *Init*, наступне авто – *Next*, черга – *Waiting* з аркуша *System*) та два переходи (*Init* – визначає розподіл надходження автотранспорту по експоненційному закону з інтенсивністю 12 заявок за одиницю часу, *Arrive* – визначає надходження авто до черги).

Для розробки імітаційної моделі процесів обслуговування авто на АЗС та оплати послуги (*Gas Station*) використовується комбінована операція моніторингу

«Паралелізм з комунікацією із наявністю динамічного вибору» (рис. 2.5 та 2.8). За допомогою операцій алгебри (розділ 2) комбінована операція моніторингу записується як $([Pump_1(p_1, q_1) : Pump_3(p_3, q_3)] //c PS)$.

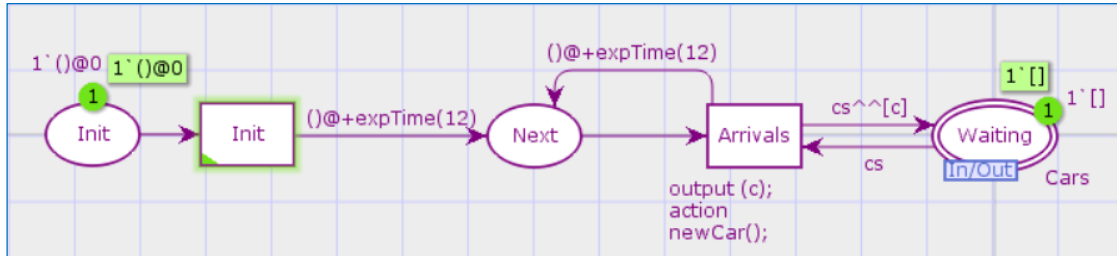


Рисунок 3.6 – Імітаційна модель підсистеми генерації автотранспорту [105]

Якщо на АЗС працює одна колонка для заправки, тоді імітаційна модель процесу обслуговування авто на АЗС та оплати послуги будується у вигляді комбінованої структури «Паралелізм з комунікацією» (див. табл. 2.6 та рис. 2.7). Два процеси (заправка і оплата) взаємодіють через позиції P_1 і P_2 для передачі відповідної інформації. Процеси виконуються паралельно, тому паралельна структура доречна. Якщо обслуговування авто на АЗС виконується за допомогою кількох колонок, тоді необхідна колонка обирається зі структури «Динамічний вибір» (див. табл. 2.7). Починаються та завершуються обидва процеси за допомогою переходів $Connect_1$, $Connect_2$. Модель кожної з альтернативних колонок має 4 позиції ($Pump(i)$ – колонка зайнята, $Idle(i)$ – колонка в режимі очікування, $In(i)$ та $Out(i)$ для підготовки поточного авто до заправки і накопичення інформації про авто, яке заправлено) і 2 переходу ($Start P(i)$ – почати заправку авто, $Stop P(i)$ – закінчити заправку авто). Аналогічна комбінація позицій і переходів виконують моделювання процесу оплати за паливо. Імітаційна модель підсистеми обслуговування авто на АЗС та оплати послуги представлена на рисунку 3.7.

Завдання декларації системи. Сперш визначаються параметри процесу, який моделюється. Параметрами процесу є *множина кольорів системи (colorset)*, які мають наступні значення [105]:

- фішки типу $Pump$ – визначають моменти часу заправки;

- фішки типу *CarType* – визначають 2 типи автотранспорту *Regular* і *Special*;

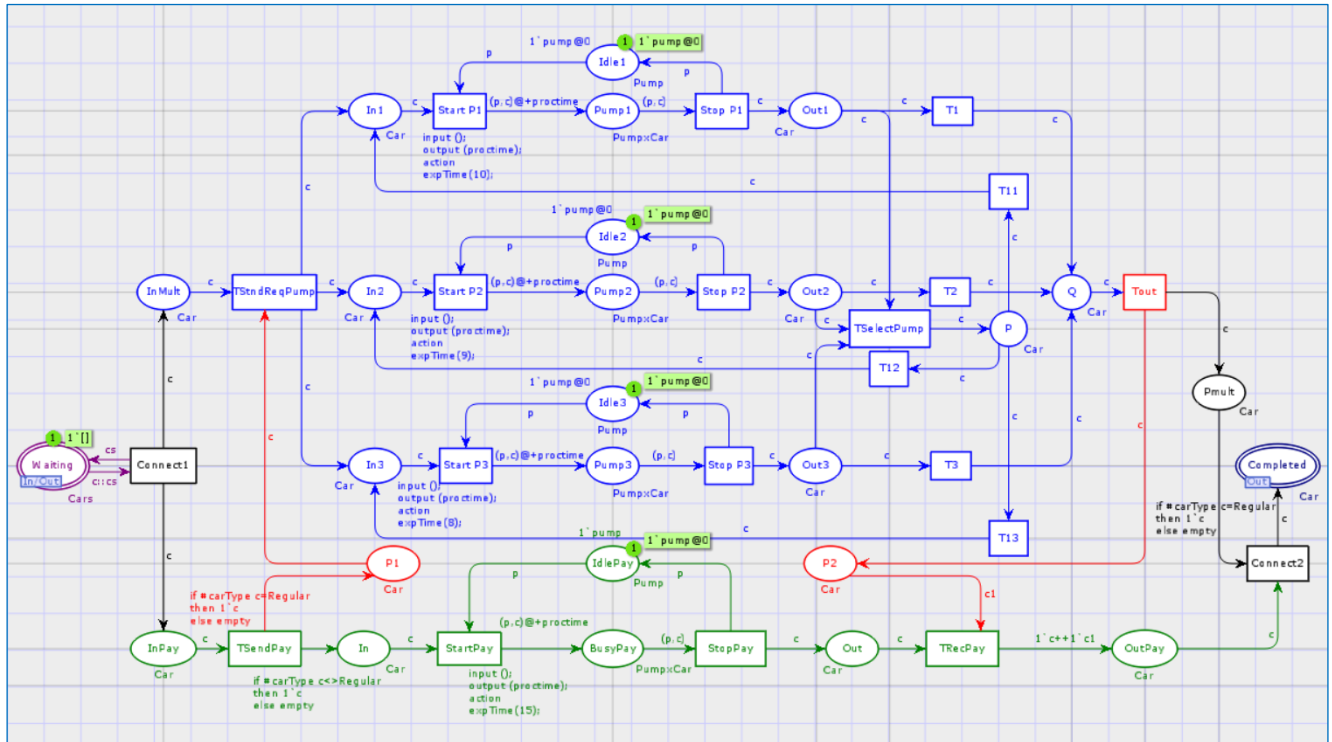


Рисунок 3.7 – Імітаційна модель підсистеми обслуговування авто на АЗС та оплати послуги [105]

- фішки типу *FuelType* – визначають 2 типи пального diesel, petrol 95, petrol 98;
- кортеж *Car* має 3 поля, які відповідають за *carType* – тип автотранспорту (звичайний або спеціальний) та відповідно має тип *CarType*, поле *fuelType* – тип пального, якій потрібно для авто, і має тип *FuelType*, поле *AT* має тип *INT* та використовується для зберігання часу знаходження заявки в системі;
- фішки типу *Cars* – це список інформації про авто, які звернулись до АЗС;
- фішки типу *PumpxCar* – визначають стан колонки АЗС, що зайнята заправкою авто.

Змінні моделі:

- *proctime* – визначає час обробки заявки;
- *car, car1* – визначають характеристики поточного авто;
- *cs* – визначає надходження авто в чергу.

Функції системи:

- функція *expTime* описує генерацію цілочисельних значень через інтервали часу, розподілені за експоненціальним законом;
- функція *intTime* перетворює поточне модельне час в ціле число;
- функція *newCar* повертає значення з набору *CarType* – випадковий вибір типу авто (Regular або Special) та значення з набору *FuelType* – випадковий вибір типу пального (diesel, petrol95 або petrol98).

Розроблені функції для ієрархічної імітаційної моделі багатоканальної системи зберігання ПММ наведені на рисунку 3.8.

```

▼ fun expTime(mean:int)=
  let
    val realMean=Real.fromInt mean
    val rv=exponential((1.0/realMean))
  in
    floor(rv+0.5)
  end;
fun intTime()=IntInf.toInt(time());
fun newCar()={ carType=CarType.ran(),
  fuelType=FuelType.ran(),
  AT=intTime()}

```

Рисунок 3.8 – Опис функцій імітаційної моделі багатоканальної системи зберігання ПММ [105]

Параметри моделі на графах мережі. На модельному аркуші *System* представлено загальні параметри моделі (див. рис. 3.5) [105]:

- у позиції *Waiting* множина кольорів фішок – *Cars*; початкове маркування 1` [] визначає, що спочатку черга авто порожня.
- у позиції *Completed* множина кольорів – *Car*.

На модельному аркуші *Arrivals* представлено мережа другого рівня з моделлю генератора автотранспорту, який потребує заправки (див. рис. 3.6).

Визначимо її параметри:

- у позиції *Init*: множина кольорів фішок – *UNIT*; початкове маркування 1`()@0 визначає, що надходження авто в АЗС починається з нульового моменту часу;

- у позиції *Next*: множина кольорів фішок – *UNIT*;
- на дузі від позиції *Init* до переходу *Init* вираз $()$ задає генерацію заявок;
- на дузі від переходів *Init* та *Arrivals* до позиції *Next* вираз $()@+expTime(12)$ задає експоненціальний розподіл часу між надходженнями авто;
- на дузі від позиції *Next* до переходу *Arrivals* вираз $()$ задає переміщення фішки;
- на дузі від переходу *Arrivals* до позиції *Waiting* вираз $cs^{[c]}$ задає надходження авто в чергу;
- на дузі від позиції *Waiting* до переходу *Arrivals* вираз cs задає зворотній зв'язок.

На модельному аркуші *Gas Station* представлено мережа другого рівня з моделлю АЗС заправки авто і оплати за послуги (рис. 3.7). Визначимо параметри цієї моделі:

- у позиціях *Idle(i)*, *IdlePay*: множина кольорів фішок – *Pump*, початкове значення маркування – $1\text{pump}@0$ визначає, що спочатку процесу моделювання жодна колонка АЗС немає заявок на обслуговування і система оплати незайнята;
- у позиціях *BusyPay*, *Pump(i)*: множина кольорів фішок – *PumpxCar*;
- переходи *Start P(i)*, *StartPay* мають сегмент коду *output (proctime)*; *action expTime(m)*; це визначає, що час обслуговування авто розподілене по експоненціальному закону із середнім часом обробки в m одиниць часу;
- на дузі від позиції *Waiting* до переходу *Connect* вираз $c::cs$ визначає, що АЗС може почати заправку авто, якщо в черзі є хоча б одне авто;
- на дугах від переходів *Start P(i)* та *StartPay* до позицій *Pump(i)* та *BusyPay* вираз $(p,c)@+proctime$ запускає функцію розрахунку часу обробки заявки на заправку авто або оплати послуги;

- на дугах від позицій $Pump(i)$ та $BusyPay$ до переходів $Stop P(i)$ та $StopPay$ вираз (p,c) говорить про завершення обробки заявки від авто в АЗС;
- на дугах від переходів $Start P(i)$ та $StartPay$ до позицій Out та $Out(i)$ вираз c показує, що заявка від авто вважається обслуженою;
- вираз p на дугах від i до позицій $Idle(i)$ та $IdlePay$ визначає зміну стану колонки/системи оплати (обробляє заявки або очікує);
- на дузі від переходу $Connect$ до позиції $Waiting$ вираз cs задає зворотний зв'язок.

3.3.2 Аналіз результатів моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ

При імітаційному моделюванні модель процесу запускається кілька разів. Кожен запуск можна розглядати як експеримент, що відповідає «випадковому блуканню» у просторі станів моделі. Якщо неможливо побудувати весь простір станів, подібні експерименти проводять багаторазово. Але такий підхід дозволяє отримати лише частину простору станів. Тому перевіряється лише наявність помилок, а не їх відсутність.

На початку експериментів з моделлю багатоканальної системи зберігання ПММ було використано так зване короткострокове моделювання [74,75,89]. На відміну від класичних підходів до моделювання, що фокусуються на стаціонарній поведінці системи або процесу, мета короткострокового моделювання – робити прогнози на найближче майбутнє. Короткострокове моделювання фокусується на перехідній поведінці. Це дозволяє використовувати кнопку «швидкого перемотування» у майбутнє. На рисунку 3.9 представлено результати імітаційного моделювання процесу обслуговування авто на АЗС, якщо генерується 1000 автомобілів. За допомогою моніторів для конкретного прогону моделювання було визначено, що:

- середня довжина списку фішок в черзі $Waiting$ становить 0,915835;

- середня кількість фішок у $Pump(i)$ становить 0,802938;
- середня кількість фішок у $Idle(i)$ складає 0,197062;
- - середній час очікування автомобілів, які заправляються, становить 9,001130 ХВИЛИН.

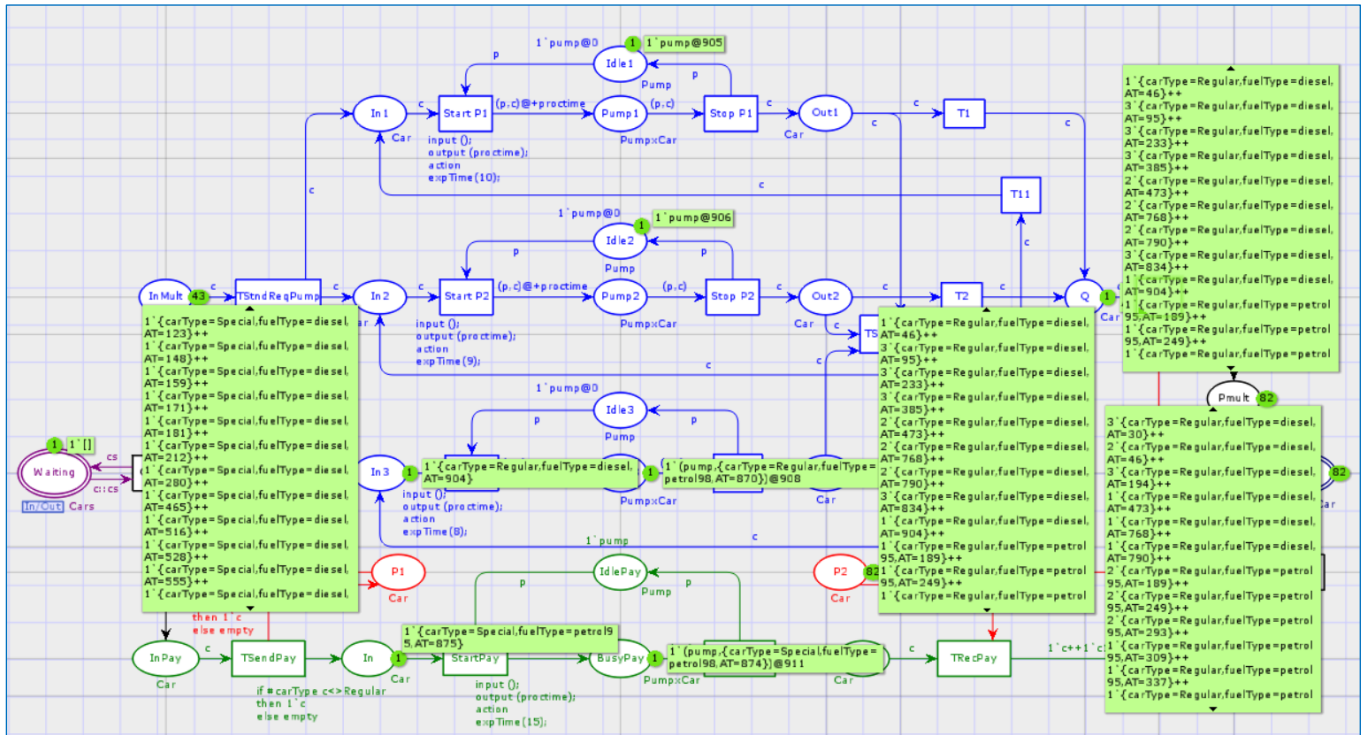


Рисунок 3.9 – Результати імітаційного моделювання підсистеми обслуговування авто на АЗС та оплати послуги [105]

Таким чином, завантаження складає близько 80%, і в середньому близько одного автомобіля очікує на обслуговування. Середній час очікування становить близько 9 хвилин.

Додавання моніторів до моделі дає можливість легко досліджувати різні альтернативні моделі та порівнювати їх. У таблиці 3.2 представлені результати для моделі АЗС з одною колонкою, двома та трьома колонками. Додавання додаткової колонки позитивно впливає на всі показники продуктивності. Як показано в Таблиці 3.2, час потоку скорочується приблизно до 5 хвилин.

У таблиці 3.3 представлені результати для всіх автомобілів, а також результати для спец транспорту та звичайних автомобілів окремо. Важливо, що час

очікування спец транспорту менший, оскільки в середньому за годину прибуває всього 5 авто такого типу, тоді як у середньому маємо 10 звичайних автомобілів.

Таблиця 3.2

Результати моделювання трьох альтернативних варіантів моделі процесу роботи АЗС [105].

Тип моделі	Середня довжина черги	Середня кількість вільних колонок	Середня кількість задіяних колонок	Середній час потоку
З 1-єю колонкою	0,900±0,006	0,201±0,001	0,798±0,001	8,945±0,020
З 2-ма колонками	0,389±0,001	1,129±0,002	0,871±0,002	5,431±0,003
З 3-ма колонками	0,107±0,002	1,401±0,001	0,599±0,001	5,541±0,009

Таблиця 3.3

Результати моделювання процесу роботи АЗС 3-ма колонками [105]

Тип авто	Середня довжина черги	Середня кількість вільних колонок	Середня кількість задіяних колонок	Середній час потоку
Всі авто	0,107±0,002	1,401±0,001	0,599±0,001	5,541±0,009
Спец транспорт	-	-	-	3,857±0,007
Звичайні авто	-	-	-	6,988±0,021

Результати імітаційного моделювання на основі ієрархічної моделі з урахуванням часу демонструють можливості врахування багатьох аспектів функціонування систем зберігання ПММ. Застосування імітаційних моделей в процесі моніторингу дозволяє ефективно визначати структуру процесу, який досліджується за рахунок підбору параметрів та варіації альтернативних структур [106].

3.4 Розробка імітаційної моделі моніторингу АЗС з альтернативними чергами

В цьому підрозділі розглядається задача побудови моделі, яка дозволяє аналізувати роботу автозаправної станції (АЗС) з декількома альтернативними колонками. Цей тип моделей відноситься до ймовірнісного. Існує потреба в АЗС, до якої звертаються водії з метою купувати різні види пального [89]. Так як автотранспорту багато, деяким водіям доводиться чекати, поки одна з колонок звільниться. Автотранспорт розділено на дві групи: звичайний автотранспорт і автотранспорт спеціального призначення (автомобілі поліції, швидкої медичної допомоги, транспорт МНС та інші). Для кожної з двох груп реалізована окрема черга. У АЗС працюють кілька колонок для можливості отримати пальне. Водій, якій перший у черзі, обирає вільну колонку і має можливість отримати одне з K видів пального. Заправка кожного авто виконується проміжок часу, який знаходиться за випадковим розподілом (рівномірний, нормально розподілений розподіл, тощо). У разі, якщо кількість авто, які одночасно очікують заправки, досягло величини $UMax$, то всім наступним авто буде відмовлено в заправці.

Змоделювати роботу АТС, що обслуговує 5000 авто. Можлива структура моделі представлена на рисунку 3.10.

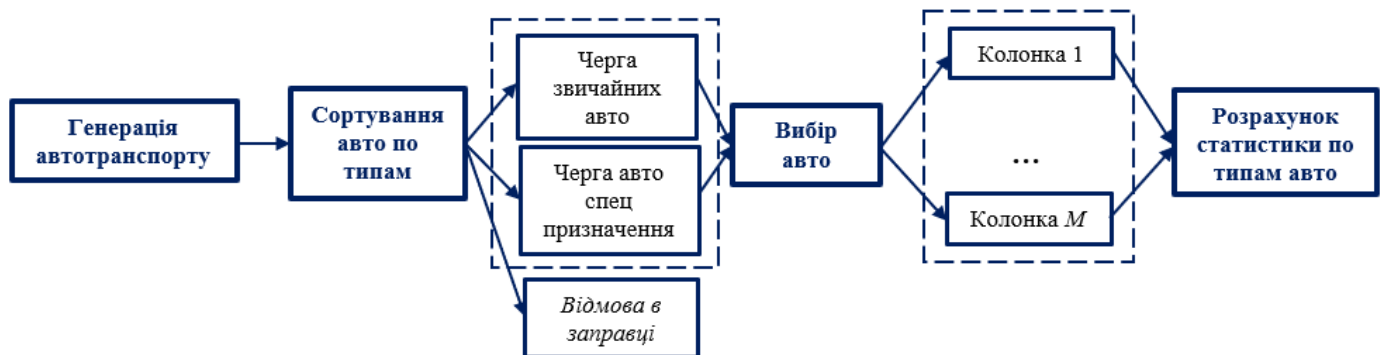


Рисунок 3.10 – Структурна схема системи моніторингу АЗС з альтернативними чергами

3.4.1 Побудова імітаційної моделі для системи моніторингу АЗС з альтернативними чергами в середовищі CPN Tools

Для розробки імітаційної моделі процесу заправки авто на АЗС та оплати за пальне використовується комбінована операція моніторингу «Альтернативний вибір з множини послідовних операцій» (рис. 2,4 та 2.10). За допомогою операцій алгебри (розділ 2) комбінована операція моніторингу записується як $Case(Seq(Pump_1, Pay_1) : Seq(Pump_5, Pay_5))$.

Імітаційна модель процесу роботи АЗС, структурна схема якої представлена на рис. 3.10, має 7 функціональних блоків (рис. 3.11) [89].

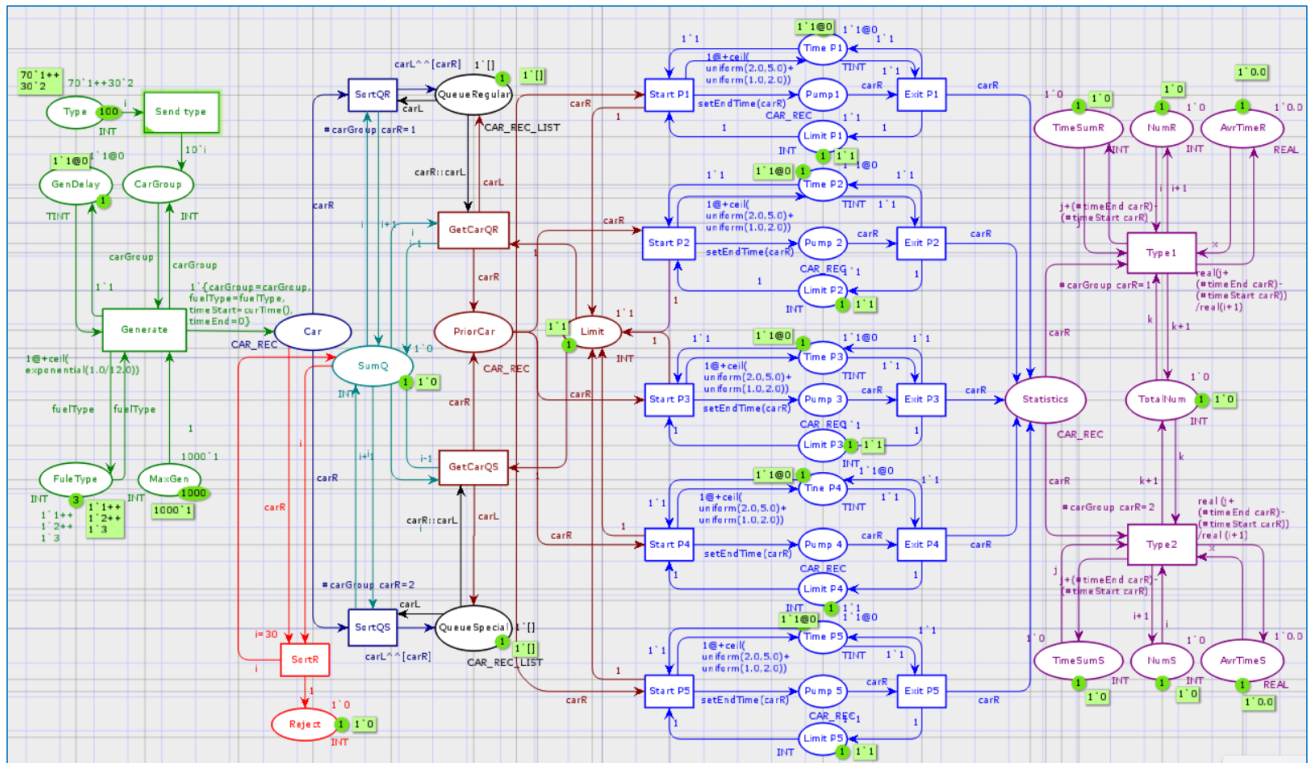


Рисунок 3.11 – Імітаційна модель процесу роботи АЗС з альтернативними чергами

Блок генерації автотранспорту представлено 4 позиціями (*CarGroup* – має набір міток, що вказують на дві групи авто (1 – звичайні авто, 2 – автотранспорт спеціально призначення)); *FuelType* – містить мітки, що вказують на види пального (*K*), з якими звертаються водії авто (наприклад, 1 – дизельне пальне, 2 – бензин 93, 3 – бензин 98 і т.п.); *MaxGen* містить загальну кількість авто, яка повинна бути

обслугована в процесі моделювання; *GenDelay* – необхідна для формування часової мітки при кожному зверненні «нового» авто) та переходом *Generate*, якій безпосереднє виконує функцію генерації авто. Блок сортування авто представлено позицією *Car*, в яку потрапляє інформація про поточне авто, та 2 переходами *SortQR*, *SortQS*, які сортують авто на дві групи. Відсортовані авто накопичуються в чергах – це позиції *QueueRegular*, *QueueSpecial*. Контроль за кількістю надходження клієнтів виконується за допомогою позиції *SumQ*. Блок відбору авто з черг до колонок представлено 2 переходами *GetCarQR*, *GetCarQS* та 2 позиціями *PriorCar*, *Limit*, в яких потрапляє інформація про поточний авто з черг та контролюється кількість надходження авто до колонок для обслуговування. Затримка на час обслуговування кожною колонкою моделюється за допомогою переходів *Snart P(i)* та *Exit P(i)*, які починають та закінчують процеси заправки авто та оплати за пальне, та 3 позиціями: *Time P(i)* – містить часові мітки про час обслуговування, *Pump (i)* – містить запис інформації про клієнта, *Limit P(i)* – контролює обслуговування операторам по одному клієнту за раз, де $i = \overline{1,5}$. Розрахунок статистики виконується переходами *Type1*, *Type2*. Попередньо в позицію *Statistics* потрапляє інформація про поточне авто, яке було заправлено однією з колонок. Результати по кількості авто по групам збираються в позиції *NumR*, *NumS*. Загальний час обслуговування клієнтів кожної групи накопичується в позиціях *TimeSumR*, *TimeSumS*. Середній час обслуговування авто з кожної групи накопичується в позиціях *AvrTimeR*, *AvrTimeS*. Загальна кількість усіх авто, яких обслужено збирається в позиції *TotalNum*.

Завдання декларацій системи. При завданні декларацій імітаційної ймовірнісної моделі процесу, які моделюється, в першу чергу визначаються параметри процесу. Це типи даних (*colorset*), які мають наступні значення:

- фішки типу *TINT* – визначають множину цілих чисел з часовими мітками;

- кортеж *CAR_REC* має 4 ціле чисельні поля, які відповідають за *carGroup* – тип групи авто (звичайний або спеціальний), *fuelType* – тип пального, якій потрібно для авто, *timeStart*, *timeEnd* – модельні часи початку та закінчення заправки авто паливом;
- фішки типу *CAR_REC_LIST* – це список інформації про авто, які звернулись до АЗС.

Змінні моделі:

- *carGroup* – визначає значення групи, до якої відноситься авто;
- *fuelType* – визначає номер типу пального, якій потребує авто;
- *carR* – визначає повну інформацію про авто.
- *carL* – визначає список з інформацією про авто, які потребують заправки паливом;
- *i, j, k* – визначають значення ціле чисельні змінні;
- *x* – визначає значення дійсної змінної.

Визначимо функції системи:

- функція *curTime()* необхідна в моделі для здобуття поточного значення модельного часу;
- функція *setEndTime()* розраховує час закінчення заправки авто паливом і формує повний пакет запису інформації про поточне авто.

Перелік параметрів, змінні та функції для моделі процесу роботи АЗС з альтернативними чергами наведено на рисунку 3.12.

Після визначення основних декларацій системи задаються параметри моделі на графах мережі. На модельному аркуші представлено загальні параметри моделі (див. рис. 3.11):

- у позиції *CarGroup* множина кольорів фішок – *INT*; початкове маркування $70' 1 ++ 30' 2$ визначає відсоткове відношення між двома групами авто (звичайні та спеціальні);

```

▼ Declarations
  ▼ Standard priorities
    ▼ val P_HIGH = 100;
    ▼ val P_NORMAL = 1000;
    ▼ val P_LOW = 10000;
  ▶ Standard declarations
  ▼ colset TINT=INT timed;
  ▼ colset CAR_REC=record carGroup:INT*fuelType:INT*timeStart:INT*timeEnd:INT;
  ▼ colset CAR_REC_LIST=list CAR_REC;
  ▼ var carGroup, fuelType:INT;
  ▼ var carL:CAR_REC_LIST;
  ▼ var carR:CAR_REC;
  ▼ var i,j,k:INT;
  ▼ var x:REAL;
  ▼ fun curTime()=IntInf.toInt(!CPN'Time.model_time)
  ▼ fun setEndTime(carR:CAR_REC)=
    { carGroup=(#carGroup carR),
      fuelType=(#fuelType carR),
      timeStart=(#timeStart carR),
      timeEnd=curTime()};

```

Рисунок 3.12 – Параметри, змінні та функції для моделі процесу роботи АЗС з альтернативними чергами

- у позиції *FuelType* множина кольорів фішок – *INT*; початкове маркування $1^1++1^2++1^3$ встановлює нумерацію типу пального, по яке звертається водій авто (наприклад, 1 – дизельне пальне, 2 – бензин 93, 3 – бензин 98 і т.п);
- у позиції *MaxGen* множина кольорів фішок – *INT*; початкове маркування 1000^1 визначає максимальну кількість авто, яка може бути заправлена пальним в процесі моделювання;
- у позиціях *GenDelay*, *Time P1*, *Time P2*, *Time P3*, *Time P4*, *Time P5* множина кольорів фішок – *TINT*; початкове маркування $1^1@0$ встановлює часові мітки;
- у позиціях *Car*, *PriorCar*, *Pump1*, *Pump2*, *Pump3*, *Pump4*, *Pump5*, *Statistics* множина кольорів фішок – *CAR_REC*;
- у позиціях *QueueRegular*, *QueueSpecial* множина кольорів фішок – *CAR_REC_LIST*; початкове маркування $1^1[]$ визначає, що спочатку процесу моделювання обидві черги порожні;

- у позиціях *Limit P1, Limit P2, Limit P3, Limit P4, Limit P5, Limit, NumR, NumS, TimeSumR, TimeSumS, TotalNum, SumQ, Reject* множина кольорів фішок – *INT*;
- у позиціях *AvrTimeR, AvrTimeS* множина кольорів фішок – *REAL*;
- на дузі від позиції *GenDelay* до переходу *Generate* вираз $I@+\text{ceil}(\text{exponential}(1.0/12.0))$ формує значення модельного часу звертання до АЗС між двома послідовними прибуттями авто, як округлене до найближчого цілого в більшу сторону значення випадкової величини, що вибирається з негативно-експоненціального розподілу ймовірностей;
- на дузі від переходу *Generate* до позиції *Car* вираз $I\{carGroup=carGroup, fuelType=fuelType, imeStart=curTime(),timeEnd=0\}$ формує набір даних про «нове» авто;
- на дугах від переходу *SortQR* до позиції *QueueRegular* та від переходу *SortQS* до позиції *QueueSpecial* вираз $carL \wedge [carR]$ задає надходження заявок в черги;
- на дугах від позиції *QueueRegular* до переходу *SortQR* та від позиції *QueueSpecial* до переходу *SortQS* вираз $carL$ задає зворотній зв'язок;
- на дугах від позиції *QueueRegular* до переходу *GetCarQR* та від позиції *QueueSpecial* до переходу *GetCarQS* вираз $carR::carL$ визначає, що блок вибору авто може почати обробку заявки на обслуговування, якщо в чергах є хоча б одне авто;
- на дугах від переходу *GetCarQR* до позиції *QueueRegular* та від переходу *GetCarQS* до позиції *QueueSpecial* вираз $carL$ повертає в черги списки авто;
- на дугах від переходів *Start P(i)* до позицій *Time P(i)* (де $i = \overline{1,5}$) вираз $I@+\text{ceil}(\text{uniform}(2.0,5.0)+\text{uniform}(1.0,2.0))$ формує значення модельного часу обслуговування авто i -ю колонкою та послідовно час оплати послуги, як округлене до найближчого цілого в більшу сторону значенні випадкової

величини рівномірно розподіленої на проміжку [2, 5] хвилин та [1, 2] хвилин відповідно;

- на дугах від переходів $Start\ P(i)$ до позицій $Pump(i)$ (де $i = \overline{1,5}$) вираз $setEndTime(carR)$ підраховує модельний час кінця обслуговування для авто та формує повний набір даних про авто;
- на дугах від переходів $Exit\ P(i)$ до позицій $Statistics$ вираз $carR$ задає надходження запису про авто, яке було обслуговано i -ю колонкою;
- на дугах від переходу $Type1$ до позиції $TimeSumR$ та від переходу $Type2$ до позиції $TimeSumS$ вираз $j+(\#timeEnd\ carR)-(\#timeStart\ carR)$ підраховує загальний час обслуговування авто відповідної групи;
- на дугах від переходу $Type1$ до позиції $AvrTimeR$ та від переходу $Type2$ до позиції $AvrTimeS$ вираз $real(j+(\#timeEnd\ carR)-(\#timeStart\ carR))/real(i+1)$ підраховує середнє значення часу обслуговування клієнтів відповідної групи.

3.4.2 Аналіз результатів моделювання процесу роботи АЗС з альтернативними чергами

У прикладі процесу роботи АЗС з альтернативними чергами автомобілі генеруються за допомогою пуасонівського розподілу. Це означає, що час між двома послідовними прибуттями вибирається з негативно-експоненціального розподілу ймовірностей. Коли існує велика популяція потенційних сутностей, які можуть генерувати запити (наприклад, клієнти, які заправляють свої автомобілі), процес пуасонівського прибуття є найбільш природним. Можна показати, що, якщо ці сутності перебувають у стаціонарному стані та незалежні, їхня поведінка завжди нагадуватиме пуасонівський розподіл. Для моделювання часу, необхідного для заправки автомобіля використовується рівномірний розподіл.

Середній час між послідовними прибуттями спецтранспорту становить 12 хвилин. Звичайні автомобілі прибувають у середньому кожні 6 хвилин. Отже, в

середньому $5 + 10 = 15$ автомобілів прибувають на годину. Час заправки автомобіля становить від 2 до 5 хвилин (рівномірний розподіл). Час оплати – від 1 до 2 хвилин (рівномірний розподіл). Для кожного прогону моделювання створюємо 5 тисяч автомобілів.

Для аналізу процесу роботи АЗС було розроблено модель з альтернативними чергами, результати імітаційного моделювання процесу роботи АЗС візуалізовано на рисунку 3.13. В таблиці 3.4 представлено результати імітаційного ймовірнісного моделювання процесу заправки 5000 авто (довірчий інтервал 90%).

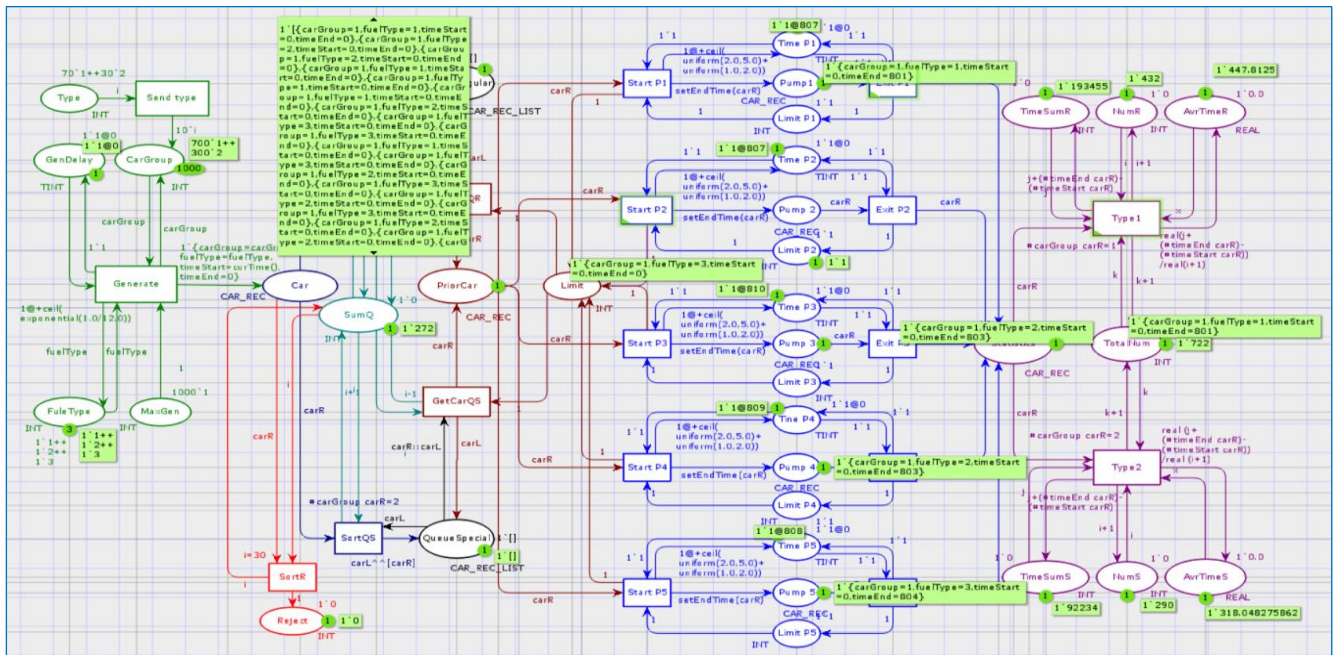


Рисунок 3.13 – Результати імітаційного моделювання процесу роботи АЗС з альтернативними чергами

Колірні мережі Петрі розширюють можливості класичних мереж Петрі (2 розділ), додаючи загальноприйняті розширення, такі як дані, ієрархія та час. На прикладах досліджено кілька шаблонів проектування для моделювання в термінах *CPN Tools*. Ці шаблони допомагають користувачам моделювати складні процеси моніторингу, що потребують взаємодії потоків керування та даних.

Таблиця 3.4

Результати моделювання процесу роботи АЗС

Тип авто	Середня довжина черги	Середня кількість вільних колонок	Середня кількість задіяних колонок	Середній час потоку	Частка авто, які не були заправлені
Всі авто	0,346±0,006	0,300±0,001	0,700±0,001	6,730±0,007	0,200±0,001
Спец транспорт	-	-	-	7,475±0,014	0,005±0,001
Звичайні авто	-	-	-	6,204±0,003	0,297±0,001

3.5 Висновки до розділу 3

1. Проведено аналіз різних методів побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання в середовищі CPN Tools. Визначено, що найбільш оптимальними для моделювання процесів моніторингу є моделі на основі колірних мереж Петрі.
2. Розроблено метод побудови імітаційних моделей процесів моніторингу на основі колірних мереж Петрі.
3. Побудовано моделі для системи вимірювання фізико-хімічних параметрів палива на основі колірних мереж Петрі та виконано імітацію їх поведінки.
4. Розроблено структурну схему контролю вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ та імітаційну модель процесу керування вимірюванням параметрів ПММ.
5. Представлено результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ.
6. Розроблено структура ієрархічної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ та реалізована в середовищі CPN Tools.

7. Представлено результати моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ і проведено їх аналіз.
8. Розроблено імітаційну ймовірнісну модель моніторингу АЗС з альтернативними чергами.
9. Досліджено різні варіанти структур моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

РОЗДІЛ 4

ВИРІШЕННЯ ПРАКТИЧНИХ ЗАВДАНЬ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ І МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ПММ

У цьому розділі розглядаються питання вирішення практичних завдань на основі моделей і методів машинного навчання та інтелектуальної інформаційної технології моніторингу ПММ. Розглядається розробка інформаційно-аналітичної системи моніторингу ПММ. Архітектура системи представлена на рівні підсистем. Вона складається з підсистеми збору і зберігання інформації, підсистеми підготовки даних, підсистеми аналізу і попередньої обробки даних та підсистем моделювання і прогнозування.

В якості прикладу розглянуто особливості вирішення задачі моніторингу ПММ на морському транспорті. Основна задача моніторингу – це прогнозування обсягу потреб ПММ для різних емностей при експлуатації на судні. Інтелектуальна інформаційна система, яка представлена, дає можливість отримання прогнозів також по агрегованим показникам. Представлено підхід для підвищення точності прогнозних значень на основі використання семи методів комбінування прогнозів.

4.1 Розробка інформаційно-аналітичної системи моніторингу ПММ

Аналіз літературних джерел, які висвітлюють проблеми моніторингу паливних систем показує, що головною тенденцією в створенні сучасних систем моніторингу є використання інноваційних технологічних рішень в апаратному забезпеченні та технологій машинного навчання в процесі обробки даних з метою підвищення точності моніторингу та підвищення ефективності прийняття рішень при керуванні паливною системою. Управління моніторингом палива є критичними технологіями, де системи моніторингу рівня палива є ключовими, тому промисловість все більше шукає автоматизовані та дистанційні рішення для здійснення контролю і керування системами зберігання палива.

Актуальними технологіями моніторингу є бездротові системи моніторингу палива. В роботі [34] розглянуто проект системи моніторингу, в якій для максимально ефективного використання дизельного палива та спрощення своєчасного заправлення у віддалених місцях, використовується протокол *WebSocket* для підключення датчиків палива та мобільного додатку у режимі реального часу. Завдяки використанню мереж Wi-Fi клієнти можуть отримувати інформацію про споживання, контролювати поточний рівень дизельного палива в різних баках та керувати їм за допомогою мобільного додатку.

У роботі [35] досліджується проектування та впровадження високоточної системи моніторингу на основі ємнісних датчиків. Проект спрямований на усунення недоліків традиційних методів та встановлення нового стандарту ефективного та надійного управління паливом шляхом ретельного вибору датчиків, розробки складних електронних схем для точного вимірювання, впровадження складного програмного забезпечення для обробки сигналів та перетворення рівня, а також створення інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу користувача для візуалізації даних у режимі реального часу.

В дослідженні [38] було запропоновано проект, який використовував інтелектуальні пристрої для автоматизації вимірювання рівня палива, для більш точного контролю та можливості гарантувати точну подачу бензину на заправках. У системі використовуються GSM-модулі та інтелектуальні датчики палива. Система має систему сигналізації, яка спрацьовує, коли рівень бензину аномально змінюється, що свідчить можливо, про зловживання або аномалії у мережі споживання палива.

В роботі [107] запропоновано систему моніторингу рівня палива, яка поєднує конфігурацію GSM-модуля Arlicom 12 з розробленим датчиком. Це дозволяє передавати керуючі сигнали з мобільного пристрою для дистанційного моніторингу палива. В роботі [108] описано проект, який пропонує використовувати технологію

IoT для вирішення проблеми моніторингу палива. Детально представлено апаратні особливості реалізації проекту. Проект реалізовано на платформі Arduino.

Ефективний моніторинг використання палива дозволяє скоротити загальні викиди шкідливих газів в атмосферу щонайменше на 20%. Тому особливо важливі дослідження, спрямовані на скорочення викидів від експлуатації суден через впровадження інноваційних кроків, а також через високі ціни на паливо. Споживання палива суден контролюється щоденними полуденними звітами під час рейсу, а також через компанії, які виконують цю послугу від імені судноплавних агентств. з цих причин [109,110]. Тому морська галузь зосереджена на ефективності використання палива за допомогою таких методів, як рекуперація відпрацьованого тепла, оптимізація завантаження, технічне обслуговування та ефективне проектування корпусу судна [111-113]. Окрім цих методів, використовується прогнозування споживання палива в рамках заходів з моніторингу, також важливе для оптимізації умов експлуатації судна.

Оперативне оцінювання споживання палива на суднах ускладнюються через мінливі експлуатаційні та екологічні умови, а також роботу силових та приводних систем представлено в роботі [114-117]. За останнє десятиліття для прогнозування енергоефективності суден були запропоновані різні методи економії палива [118-120]. В одному з цих методів були досліджені фактичні дані зі звітів, пов'язані зі споживанням палива, та зроблена спроба прогнозувати споживання [121,122]. Також була проведена оцінка споживання палива на основі прогнозів погоди для маршруту плавання суден [123-125] за допомогою Автоматичної системи ідентифікації (AIS) [126-128]. Незважаючи на те, що існує багато досліджень на цю тему, зазвичай внутрішніми та зовнішніми факторами, такими як умови навколишнього середовища, вітер, хвилі, течії, оберти головного двигуна, швидкість судна тощо, нехтують.

Методи машинного навчання широко використовуються в різних галузях для вирішення різних завдань [129-131]. Використання методів машинного навчання

дозволяє значно підвищити ефективність процедур моніторингу ПММ [132-136]. Так метод множинної лінійної регресії може бути використаний для знаходження зв'язку між кількома змінними. Цей метод довів свою успішність завдяки використанню в різних програмах прогнозування [137,138]. Наприклад, множинні лінійні регресії можна використовувати для знаходження зв'язку між змінними та, особливо, для оцінки споживання енергії [138-140].

Для вирішення задач моніторингу ПММ в системах зберігання на основі інформаційної технології представленої на рис. 2.9 розроблено структуру інтелектуальної інформаційно-аналітичної системи моніторингу ПММ (рис. 4.1) [2,7]. Яка дозволяє приймати рішення, на основі моніторингу ПММ.

Структура інтелектуальної системи моніторингу представлена на рівні підсистем. Інформація по спостереженню за параметрами ПММ зберігається в *підсистемі збору і зберігання інформації*. З цієї підсистеми починається процес моніторингу, якій об'єднує функції спостереження, аналізу, прогнозування, оцінки та розробки рекомендацій для прийняття рішень. *Підсистема підготовки даних* сформована з двох модулів: модуль формування набору даних зі збереженої інформації та модулю формування та генерації часових рядів. Підготовлений набір даних передається в *підсистему аналізу та попередньої обробки даних*. У складі цієї підсистеми чотири модулі: модуль виявлення і обробки пропусків в даних, модуль аналізу автокореляції, модуль ідентифікації нелінійності та її типів, модуль ідентифікації нестационарності та її типів. Підготовлені дані далі використовуються в *підсистемі моделювання* [71,72,141].

Процес моделювання починає процедура розподілу набору даних на дві вибірки: тренувальну і тестову. Ці вибірки використовуються в модулях розробки базових прогнозних моделей і в модулі оцінки якості цих моделей. Для дослідження параметрів прогнозних моделей використовуються різні інтелектуальні методи [142]. Кращі прогнозні моделі використовуються *підсистемою прогнозування*. Спочатку формуються прогнози на основі базових моделей. Далі за допомогою

модуля оцінки якості прогнозних значень прогнози оцінюються для вибору кращих. розділ Для покращення результатів прогнозування використовуються різні методи та підходи, в тому числі багаторівневі ансамблеві методи та комбінування прогнозів [141,143].

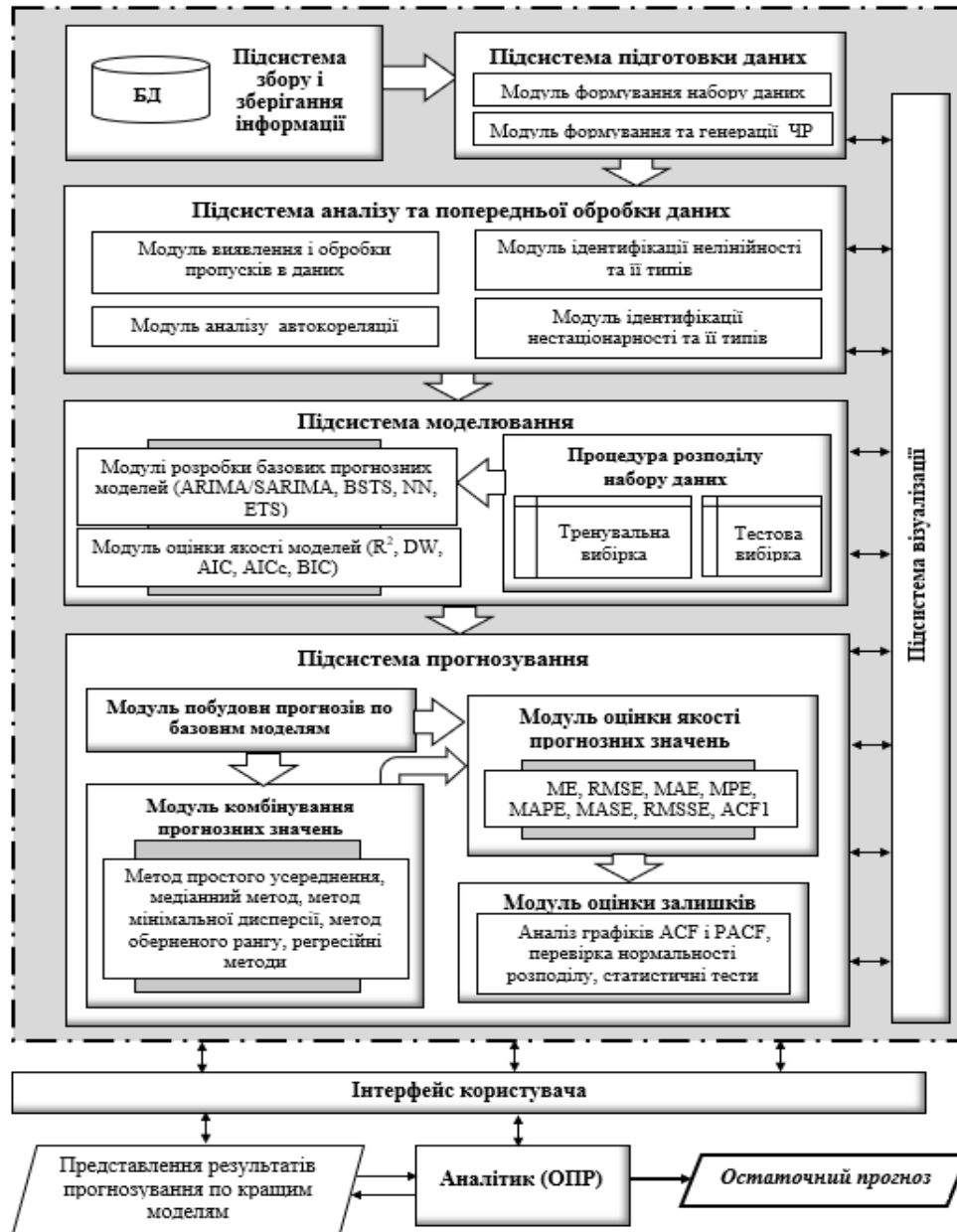


Рисунок 4.1 – Архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування ПММ [2,7]

Так модуль комбінування прогнозних значень дозволяє за допомогою семи методів комбінування на основі прогнозних значень по базовим моделям отримати покращення прогнозів [143]. Модуль оцінки якості прогнозних значень дозволяє підтвердити покращення прогнозів після комбінування. За допомогою модуля оцінки залишків виконується діагностика залишків по обраним для прогнозування моделям. В результаті роботи інформаційної системи моніторингу аналітику надаються результати прогнозування по кращим моделям для вибору остаточного прогнозу для обраного значення горизонту, та для остаточного прийняття рішень.

4.2 Вирішення задач моніторингу ПММ на морському транспорті

В якості прикладу вирішення прикладної задачі моніторингу ПММ представлено задачу прогнозування потреб пального для морського судна з емностями для зберігання палива двох типів. Задача вирішується відповідно до архітектури інтелектуальної інформаційної системи моніторингу ПММ (рис. 4.1).

Підсистема підготовки даних. Першим етапом моніторингу є процес підготовки даних. Джерелом даних в експериментальній частині роботи були реальні судові журнали, які сформовані на основі звітності про надання паливно-мастильних матеріалів сервісними компаніям. Приклади таких звітів регулярного збору даних про рівень та кількість палива в баках представлено на рисунках 4.2, 4.3.

Звіти регулярного збору даних про рівень та кількість палива в танках надають щоденну інформацію про рівень заповнення п'яти видів танків з дизельним паливом і чотирьох видів танків з мазутом. По кожному танку надається максимальна величина заповнення паливом, яка дорівнює 85% місткості танка. Сукупність звітів відповідає періоду спостережень з 01.07.2024 до 01.11.2024.

DATE: 01.07.2024		TIME: 08:00:00							
Draft: For'd		6,65	Aft	7,95	Trim	1,30			
MARINE FUEL OIL									
TANK №	Sounding cm	Gross Observed Volume CU.M	DENSITY at 15 C (vac)	Observed TEMP °C	TABLE 54B VCF	Gross Standard Volume CU.M	TABLE 56 WCF	WEIGHT MT (in air)	85% Tank Capacity in cu.m
	1	2	3	4	5	6=2x5	7	8=3x6x7	(will not be printed)
Heavy fuel oil tank №7 HFOT P/S	540	67,44	0,9682	29	0,9900	66,766	0,99885	64,57	120
Heavy fuel oil tank №9 HFOT Stbd/S	624	93,63	0,9682	29	0,9900	92,694	0,99885	89,64	129
Settling tank №5 HFOT P/S	197	11,07	0,9682	70	0,9605	10,633	0,99885	10,28	11,33
Service tank №6 HFOT P/S	52	3,74	0,9682	80	0,9532	3,565	0,99885	3,45	14,69
TOTAL: IFO		175,88						167,94	275,02
01.07.2024		02.07.2024	03.07.2024	04.07.2024	05.07.2024	06.07.2024			

Рисунок 4.2 – Фрагмент звіту регулярного збору даних про рівень та кількість палива в танках на 01.07.2024 (частина 1) [2,7]

MARINE DIESEL OIL									
TANK №	Sounding cm	Gross Observed Volume CU.M	DENSITY at 15 C (vac)	Observed TEMP °C	TABLE 54B VCF	Gross Standard Volume CU.M	TABLE 56 WCF	WEIGHT MT (in air)	85% Tank Capacity in cu.m
	1	2	3	4	5	6=2x5	7	8=3x6x7	(will not be printed)
Marine diesel oil tank №4 P/S MDO	223	31,76	0,8505	24	0,9925	31,522	0,99875	26,78	34,64
Marine diesel oil tank №8 MDO Stb/S	206	28,88	0,8505	24	0,9925	28,663	0,99875	24,35	34,64
Marine Diesel Oil Settling Tank №3 MDO P/S	89	2,84	0,8505	30	0,9873	2,804	0,99875	2,38	8,97
Marine Diesel Oil Service Tank №1 MDO P/S	118	4,56	0,8364	31	0,9864	4,498	0,99875	3,76	9,43
Marine Diesel Oil Servisw №2 MDO P/S	105	3,37	0,8364	30	0,9873	3,327	0,99875	2,78	8,49
EDG Tank MDO	128	0,77	0,8364	25	0,9915	0,763	0,99865	0,64	
BOILER Tank MDO	78	0,31	0,8364	21	0,9949	0,308	0,99865	0,26	
TOTAL: MDO		72,49						60,94	96,17
01.07.2024		02.07.2024	03.07.2024	04.07.2024	05.07.2024	06.07.2024			

Рисунок 4.3 – Фрагмент звіту регулярного збору даних про рівень та кількість палива в танках на 01.07.2024 (частина 2)

Для реалізації підсистеми підготовки даних інформаційної системи моніторингу (див. рис. 4.1) розроблена блок-схема, яка наведена на рисунку 4.4.

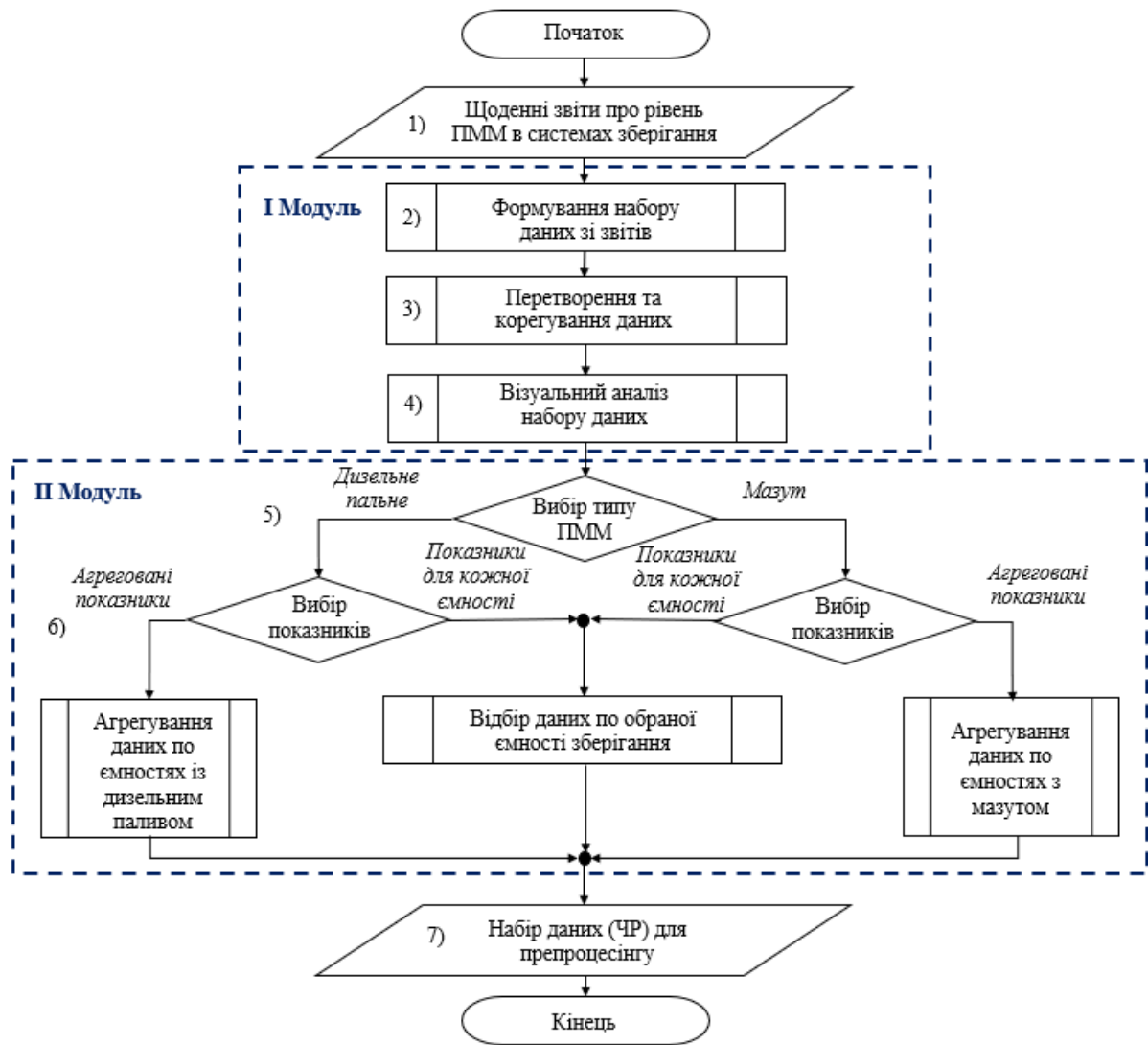


Рисунок 4.4 – Блок-схема підсистеми підготовки даних [2,7]

Згідно структури інформаційної системи в блок-схемі представлено два модуля: модуль формування набору даних та модуль формування та генерації часових рядів. Для формування початкового набору даних дані по заповненню танків перераховані в щоденні дані кількості пального для дозаправки і зведені в *.xlsx файл за допомогою мови програмування Visual Basic for Application (VBA). Дані зібрано в таблицю, в якій кожне спостереження унікально ідентифікується по часовій відмітці (*date*) та змінній (*type*), що групує. Структура фрейму синтезованих початкових даних наведено на рисунку 4.5.

```

Rows: 1,116
Columns: 3
$ date <date> 2024-07-01, 2024-07-02, 2024-07-03, 2024-0...
$ volume <dbl> 74.41087, 92.26057, 99.69128, 107.82990, 11...
$ type <chr> "tank_7", "tank_7", "tank_7", "tank_7", "ta...

```

Рисунок 4.5– Структура фрейму початкових даних

На рисунку 4.6 візуалізовано набір даних, який представляє багатовимірний часовий ряд по динаміці кількості пального для дозаправки по дев'яти танків.

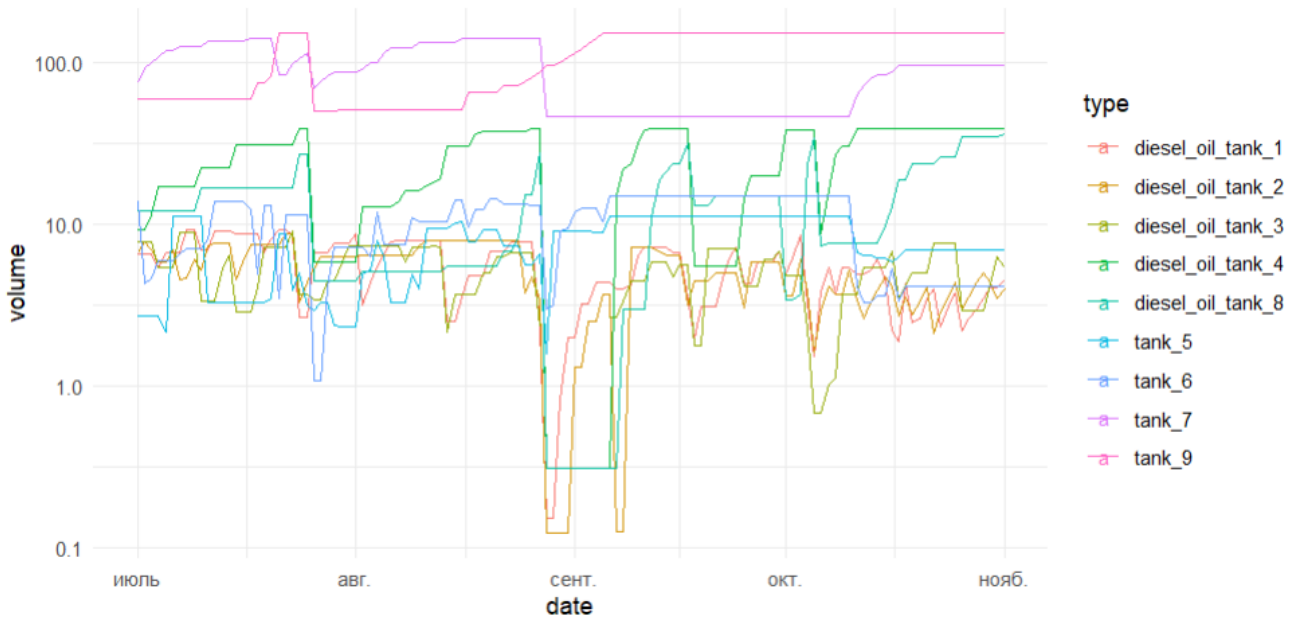


Рисунок 4.6 – Динаміка кількості пального для дозаправки по дев'яти танків (п'ять танків з дизельним паливом і чотирьох танків з мазутом) [2]

Для проведення процесів аналізу моделювання та прогнозування виконується вибір типу пального. Далі алгоритм підготовки даних по кожному типу ПММ дає можливість обрати або конкретний номер танку, або збір інформації по агрегованим показникам по танкам з дизельним паливом, або збір інформації по агрегованим показникам по танкам з мазутом. Обраний часовий ряд є результатом роботи підсистеми підготовки даних і одночасно початковим набором даних для підсистеми аналізу і попередньої обробки даних.

Підсистема аналізу та попередньої обробки даних. Відповідно до алгоритму (рис. 4.4) інформаційна система дозволяє будувати моделі та прогнозувати обсяги

можливого наповнення паливом для будь-якого танка, а також прогнозувати сумарні показники по танках, які відповідають одному типу палива (дизельного палива чи мазуту). Роботу підсистеми аналізу та попередньої обробки даних представлено на прикладі підготовки даних по місткості танку з дизельним паливом для заправки. На рисунку 4.7 візуалізовано набір даних, який представляє багатовимірний часовий ряд по динаміці кількості пального для дозаправки по танку з дизельним паливом №1.

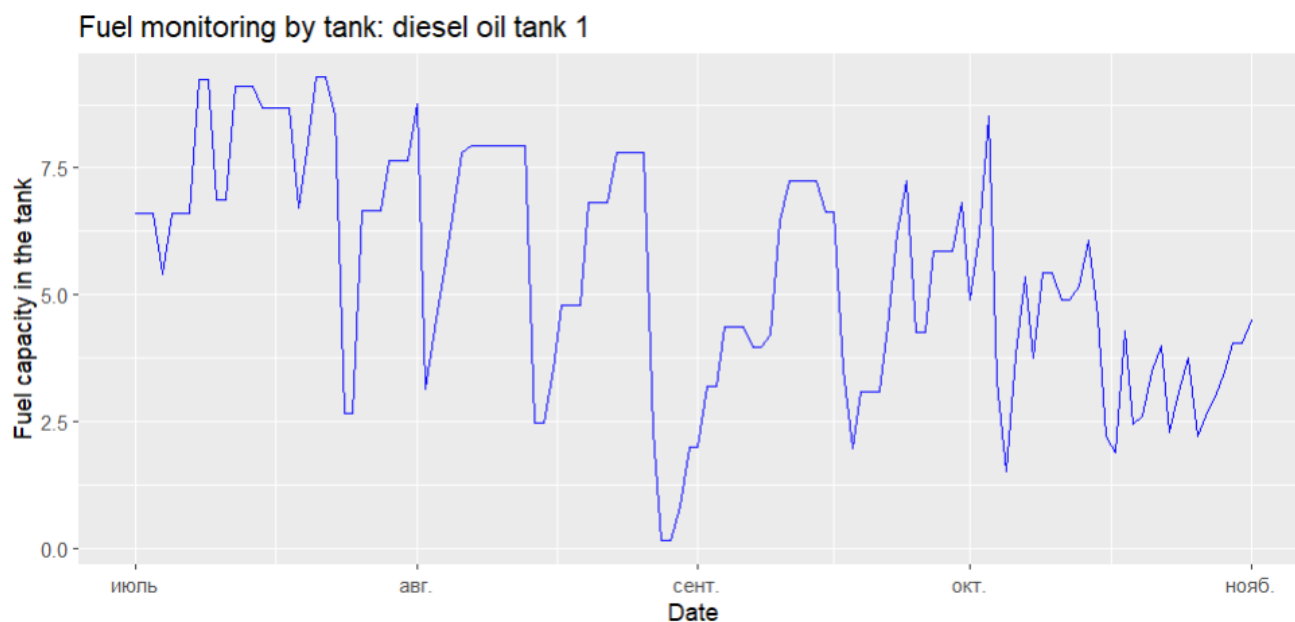


Рисунок 4.7 – Динаміка кількості пального для дозаправки по танку з дизельним паливом №1

Етапи роботи підсистеми аналізу і попередньої обробки даних представлені у вигляді алгоритму (рис. 4.8), який розроблено для даного проекту.

В результаті перевірки пропущених значень в наборі даних *diesel_oil_tank_1* не виявлено. Результат декомпозиції часового ряду, що відповідає кількості дизельного пального для дозаправки по танку №1 представлена на рисунку 4.9.

STL-розкладання показує, що загальний тренд демонструє поступове спадання, а також компонента тренду сумісно з випадковими факторами формує загальну дисперсію даних. Сезонність помітно варіює у часі, що повторюється кожен тиждень, але дисперсія значень сезонності доволі низька.

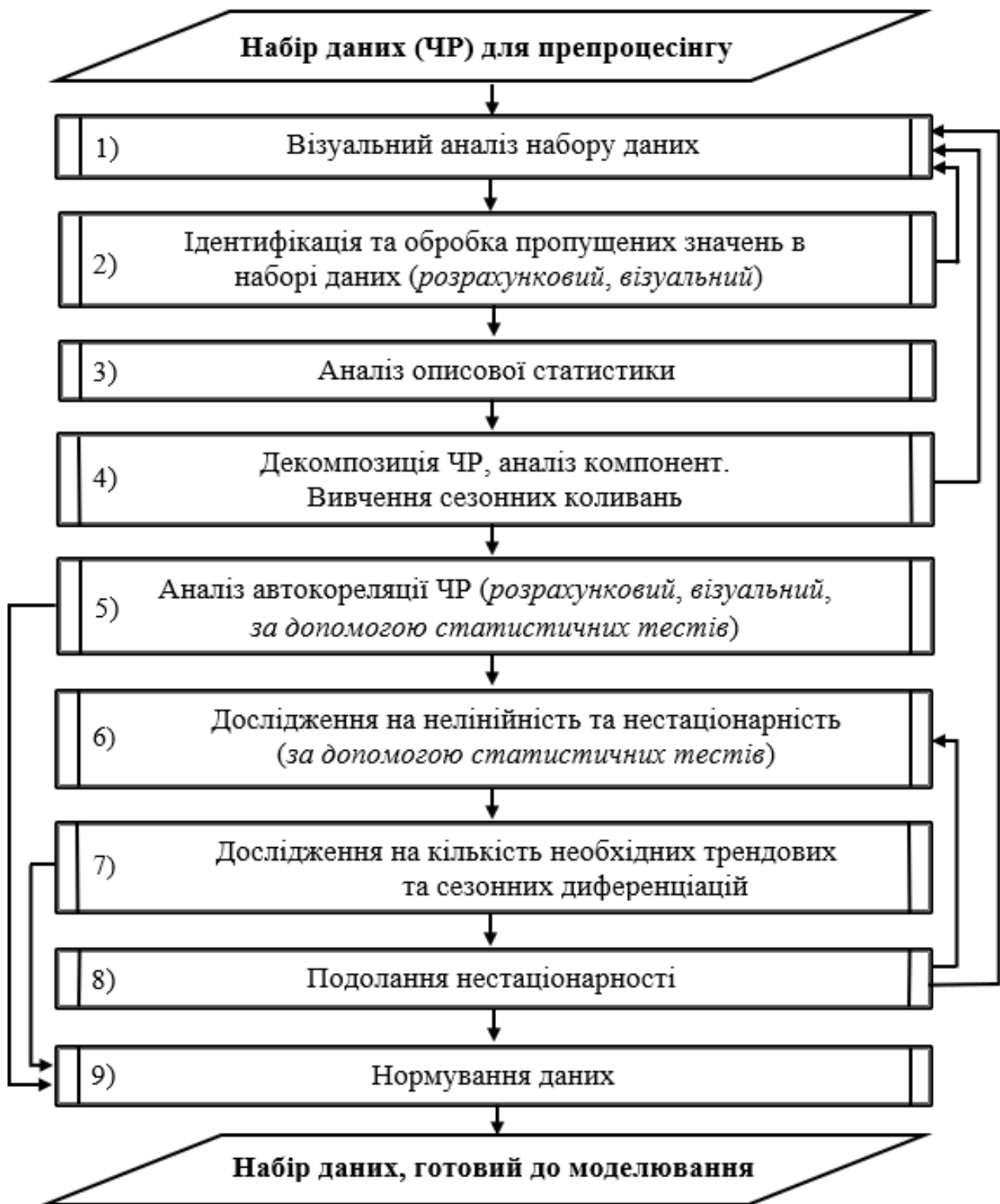


Рисунок 4.8 – Блок-схема підготовки набору даних до процесу моделювання

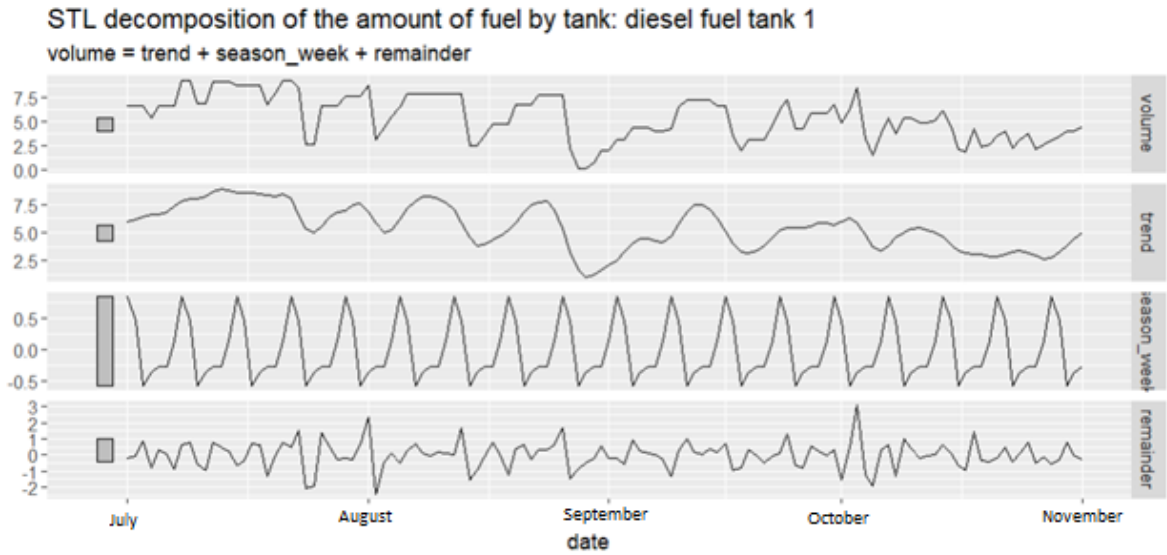


Рисунок 4.9 – Результат декомпозиції часового ряду, що відповідає кількості дизельного палива для заправки в резервуарі № 1 [2]

Наявність автокореляції даних є важливою інформацією для побудови надійних прогнозних моделей. Візуально кореляцію між значеннями часового ряду, якій досліджується, на різних зсувах представлено на рисунку 4.10.

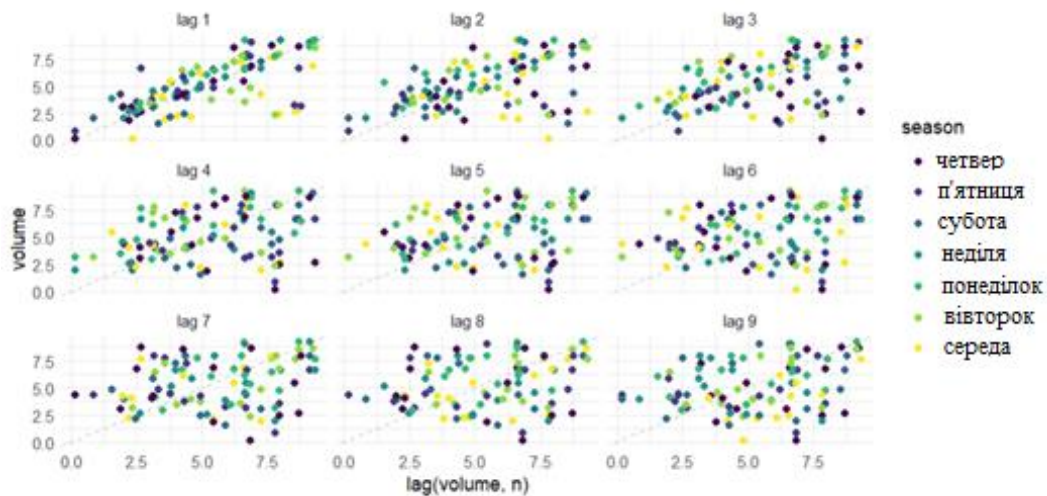


Рисунок 4.10 – Зв'язок між значеннями часового ряду по кількості пального в танку №1 та його копіями, зрушеними на кілька часових позначок

Аналіз автокореляції даних виявив помірний зв'язок між значеннями часового ряду на всіх дев'яти зсувах. Величина зв'язку значно більше для перших 1-3 зсувах,

далі ступень зв'язку поступово зменшується. Ступінь зв'язку між часовим рядом та його зсунутими копіями кількісно проаналізовано за допомогою графіків ACF та PACF (рис. 4.11 а, б).

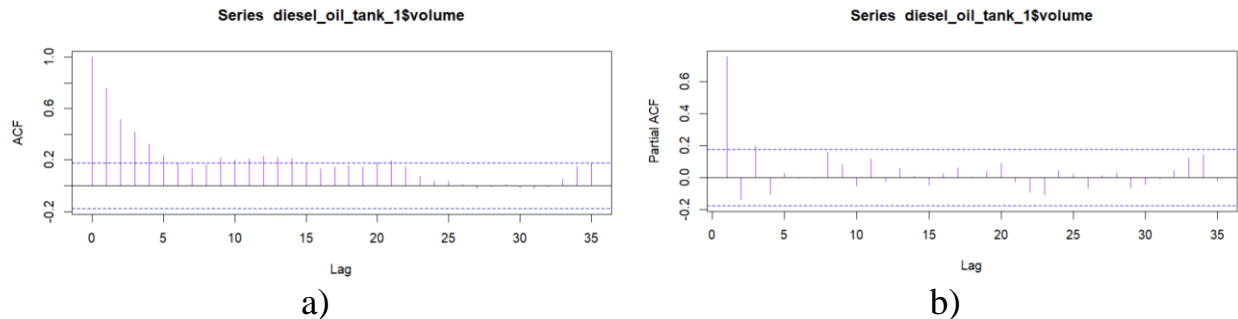


Рисунок 4.11 – Графіки ACF (а) та PACF (б) для часового ряду по кількості пального в танку №1

Значення ACF поступово зменшуються зі збільшенням лагу, але затухання відбувається повільно. Це свідчить про наявність тренду в часовому ряді. Це може бути лінійний, квадратичний або інший тип тренду. Присутні незначні тижневі коливання, які вказують на наявність сезонної компоненти ряду. На першому лагу PACF має високе значення (0.978), а на наступних лагах значення падають і коливаються близько нуля. Оскільки PACF має значне показник лише на першому лагу, це підтверджує, що AR(1) може бути хорошою моделлю для опису процесу. Статистичні тести на наявність автокореляції (тести Дарбіна-Уотсона та Бройша-Готфрі) підтвердили її існування.

Додатково до візуального аналізу статистичні тести підтвердили наявність нелінійності процесу, якій досліджувався. Тести Дікі-Фуллера, KPSS та тест Філіпса-Перрона на одиничний корінь підтвердили наявність нестационарності.

Підсистеми моделювання і прогнозування. Підготовлений для моделювання набір даних було поділено у співвідношенні 80:20. Таким чином, 99 спостережень було виділено як навчальну вибірку, яка підготовлена для навчання моделей та аналізу їх адекватності. А 25 спостережень було залишено як тестову вибірку, призначену для перевірки якості базових передбачуваних моделей. Такий

підхід дозволяє уникнути перенавчання, коли модель показує високі результати на навчальних даних, але погано працює на нових, невідомих даних.

Як основні прогностні моделі були розглянуті моделі ARIMA/SARIMA, моделі експоненційного згладжування, регресійні нейромережеві моделі та Байєсовські структурні моделі часових рядів. Для кожної моделі було підбрано структуру та знайдено параметри, при яких моделі мали найкращі показники якості передбачень на тестовому наборі даних.

Альтернативні прогностні моделі ARIMA/SARIMA порівнювались за допомогою інформаційного критерію Акаїки (AIC), скоректованого критерію Акаїки (AICс) та Байєсовського інформаційного критерію (BIC). В таблиці 4.1 наведені значення метрик якості для сьомі альтернативних моделей ARIMA/SARIMA. За принципом мінімізації скоректованого критерію Акаїки в процесі порівняння найкращою обрана модель ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7]. Мінімальне значення AICс у цієї моделі свідчить про її найкращу здатність пояснювати варіацію в даних. Модель враховує сезонні компоненти, що відповідає наявним шаблонам даних.

Розбіжність між значеннями метрик якості прогностних моделей не велика, тому побудовані таблиці оцінок якості прогнозу для навчальної і тестової вибірок. В таблиці 4.2 наведені оцінки якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних моделей ARIMA/SARIMA. Найкращі оцінки має модель ARIMA (0,1,2), тому перевірка залишків відбувалась від двох моделей (ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7] та ARIMA (0,1,2)). Були побудовані графіки ACF та PACF для залишків та виконано тест портманто. Повну відсутність автокореляції в залишках продемонструвала модель ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7] тому, що всі автокореляційні коефіцієнти розташовані у межах довірчого інтервалу (рис. 4.12).

Проте наявність невеликих викидів в графіку ACF для моделі може свідчити про залишкові патерни, які варто перевірити додатковими тестами на випадковість залишків. Тому у якості базової для прогнозування залишена модель

ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7]. Перевірка нормальності розподілу залишків виконувалась за допомогою статистичного тесту Шапіро-Вілка, а тест Вох-Ljung підтвердив відсутність автокореляції в залишках.

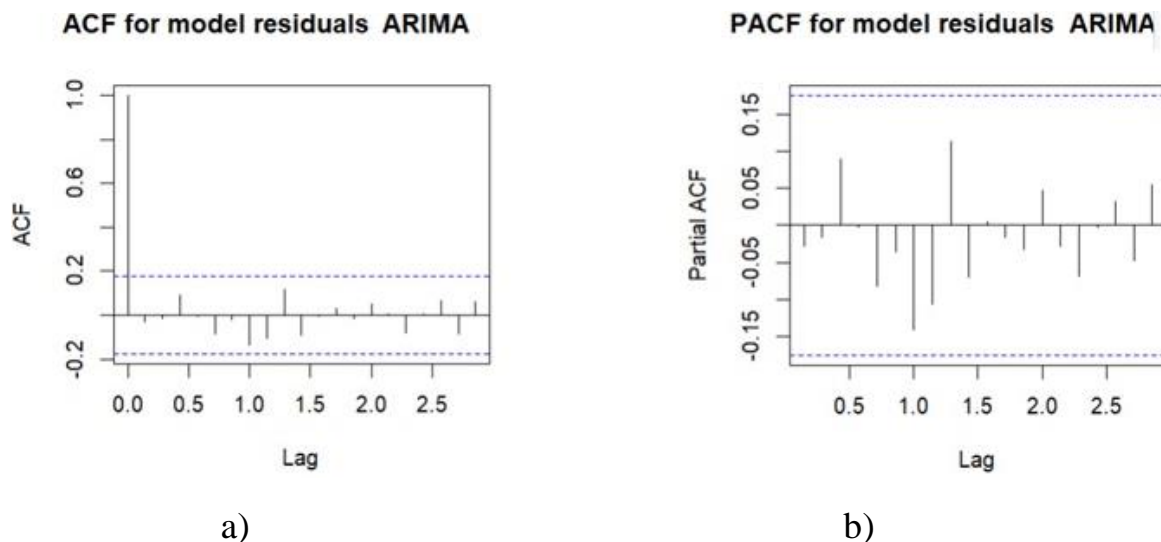


Рисунок 4.12 – Графіки ACF (a) та PACF (b) для залишків моделі часового ряду по кількості пального в танку №1

Таблиця 4.1

Таблиця оцінок якості прогнозних моделей ARIMA/SARIMA

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		AIC	AICc	BIC
1	ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7]	368,3552	369,2783	383,8650
2	ARIMA (0,1,1)	385,1896	385,3159	390,3595
3	ARIMA (1,1,0)	385,3343	385,4606	390,5042
4	ARIMA (0,1,2)	374,0051	374,2604	381,7600
5	ARIMA (1,1,2)	369,6673	370,0974	380,0071
6	ARIMA (0,1,2)(0,0,1)[7]	370,9272	371,3573	381,2671
7	ARIMA (0,1,4)(0,0,1)[7]	369,7534	370,6764	385,2632

Для створення прогнозних моделей на основі методу експоненційного згладжування побудовано чотири альтернативні моделі: модель простого експоненційного згладжування, модель експоненційного згладжування з трендом –

метод Хольта, модель експоненційного згладжування з адитивними трендом, сезонністю та адитивними помилками – метод Хольта-Вінтерса, і модель експоненційного згладжування з адитивними трендом, сезонністю і мультиплікативними помилками.

Таблиця 4.2

Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних моделей ARIMA/SARIMA

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7]	3,5024	1,8715	1,6171
2	ARIMA (0,1,1)	4,1642	2,0406	1,7324
3	ARIMA (1,1,0)	3,9871	1,9968	1,6878
4	ARIMA (0,1,2)	2,4949	1,5795	1,3121
5	ARIMA (1,1,2)	3,0197	1,7377	1,4428
6	ARIMA (0,1,2)(0,0,1)[7]	3,0548	1,7478	1,5079
7	ARIMA (0,1,4)(0,0,1)[7]	3,3354	1,8263	1,5650

Для створення прогнозних моделей на основі методу експоненційного згладжування побудовано чотири альтернативні моделі: модель простого експоненційного згладжування, модель експоненційного згладжування з трендом – метод Хольта, модель експоненційного згладжування з адитивними трендом, сезонністю та адитивними помилками – метод Хольта-Вінтерса, і модель експоненційного згладжування з адитивними трендом, сезонністю і мультиплікативними помилками. При перегляді значень інформаційних критеріїв AIC, AICс і BIC, які підраховані при підгонці моделей, визначено, що найменші значення критерії мають у перших двох моделей (табл. 4.3). Остаточний вибір кращої прогновної моделі відбувся при порівнянні оцінок якості прогнозу (MSE, RMSE, MAE) для тестової вибірки на основі всіх альтернативних моделей експоненційного

згладжування (табл. 4.4). Кращою моделлю визначена модель №2 (на основі методу Хольта).

Таблиця 4.3

Таблиця оцінок якості прогнозних моделей експоненційного згладжування

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		AIC	AICc	BIC
1	Модель простого експоненційного згладжування	564,2897	564,5423	572,0750
2	Модель Хольта	568,4855	569,1306	581,4611
3	Модель Хольта-Вінтерса з адитивними помилками	572,6607	576,2886	603,8022
4	Модель Хольта-Вінтерса з мультиплікативними помилками	570,1671	575,8576	602,0327

Таблиця 4.4

Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних моделей експоненційного згладжування

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель простого експоненційного згладжування	3,8250	1,9558	1,6494
2	Модель Хольта	1,5666	1,2517	0,9637
3	Модель Хольта-Вінтерса з адитивними помилками	9,7762	3,1267	2,70259
4	Модель Хольта-Вінтерса з мультиплікативними помилками	7,8647	2,0206	1,9519

Експериментально-дослідним шляхом визначена архітектура кращої регресійної нейромережевої моделі. При дослідженні варіювались кількість нейронів в шарах мережі, кількість ітерацій при навчанні нейронної мережі. В

таблиці 4.5 наведено оцінки якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних регресійних нейромережових моделей. Кращі значення метрик якості прогнозів у моделі №2 (NNAR (25,25,k)[7], Max_it=1500).

Таблиця 4.5

**Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі
альтернативних нейромережових моделей**

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	NNAR (10,10,k)[7], Max_it=1000	11,4946	3,3904	2,8733
2	NNAR (25,25,k)[7], Max_it=1500	3,3460	1,8292	1,4728
3	NNAR (50,50,k)[7], repeats = 50, Max_it=5000	14,7752	3,8439	2,8418
4	NNAR (25,25,k)[7], Max_it=20000	6,6198	2,5729	2,1760
5	NNAR (50,25,k)[7], repeats = 100, Max_it=20000	4,9110	2,2161	1,8691

При формуванні структурної моделі на основі попереднього аналізу часового ряду розглянуто альтернативні BSTS моделі для підбору найкращої з них. В якості альтернатив обрано п'ять моделей з наступною комплектацією компонент: локальний рівень, локальний рівень + тренд, локальний рівень + тижнева сезонність, локальний рівень + тижнева сезонність, локальний рівень + тренд + тижнева сезонність + авторегресійний процес.

На рисунку 4.13 наведено графічне порівняння якості альтернативних моделей BSTS з використанням помилок наступного кроку. Під графіком кривих помилок, які накопичені при навчанні моделей (у верхній частині рисунка), розташовані вихідні дані навчання, що дозволяє краще зрозуміти, де саме та чи інша модель не справляється з описом даних. Кумулятивна крива похибки моделі 4 підтверджують вищу якість цієї моделі.

Якість альтернативних моделей оцінювалася за тим, наскільки добре вони описували дані при навчання. Метод діагностики з використанням помилок наступного кроку лише частково допомагає визначити оптимальну модель з кількох альтернативних.

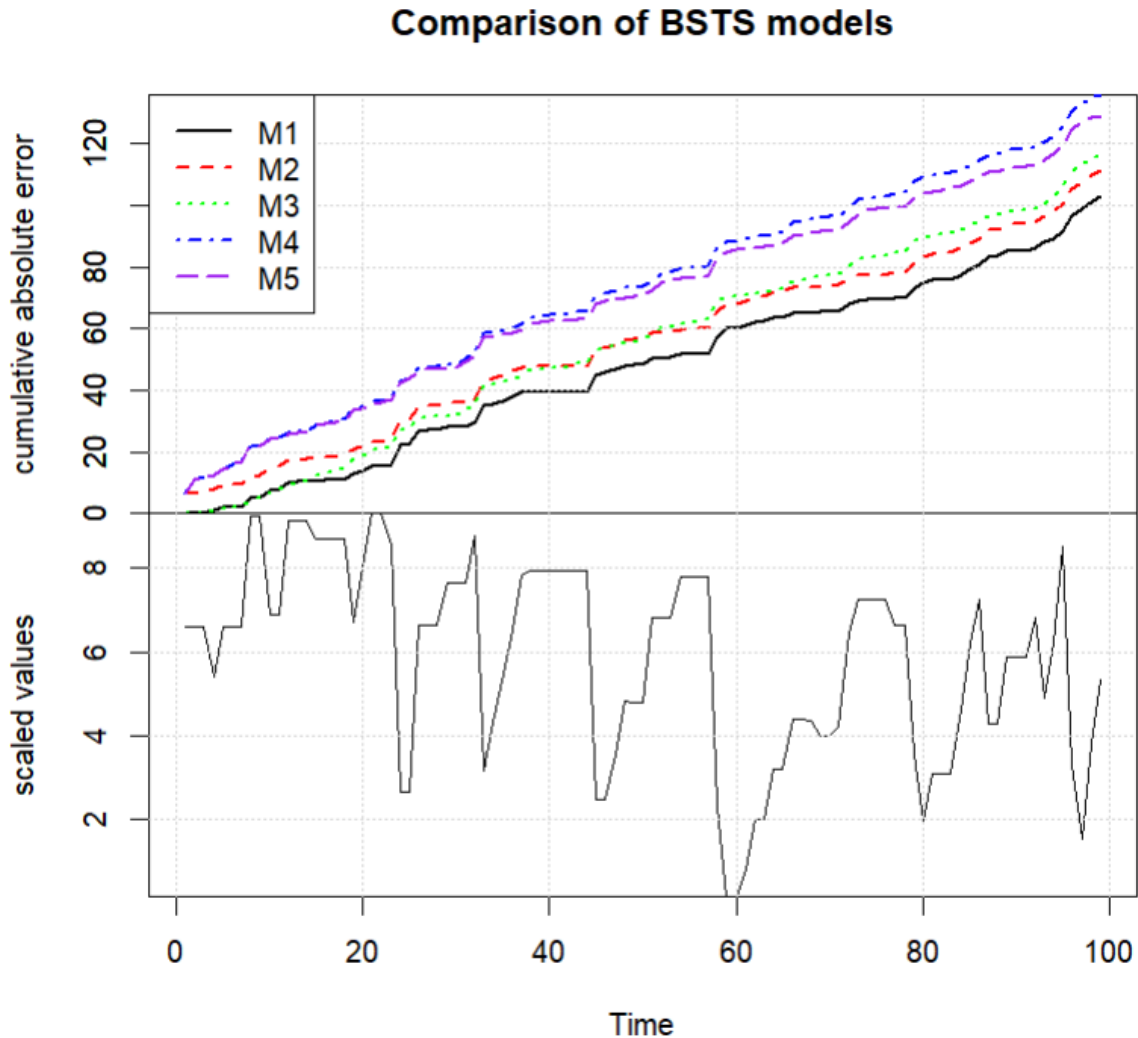


Рисунок 4.13 – Порівняння якості альтернативних моделей за допомогою помилок наступного кроку

Єдиним об'єктивним тестом на якість моделі завжди буде точність її прогнозів на тестовому наборі даних. В таблиці 4.6 наведено оцінки якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних BSTS моделей. Важливо, що моделі BSTS передбачають велику кількість можливих реалізацій майбутніх значень

прогнозної змінної, тому для розрахунку показників використовувалися медіанні значення можливих реалізацій. Кращі оцінки якості прогнозу продемонструвала модель 4 (локальний рівень + тренд + тижнева сезонність).

Таблиця 4.6

Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі альтернативних BSTS моделей

№	Зміст компонентів моделей	Метрики якості прогнозів		
		MAPE	RMSE	MAE
1	Модель 1 – локальний рівень	0,5454	1,8288	1,5297
2	Модель 2 – локальний рівень + тренд	0,5305	1,7899	1,4648
3	Модель 3 – локальний рівень + тижнева сезонність	0,3837	1,3276	1,1435
4	Модель 4 – локальний рівень + тренд + тижнева сезонність	0,3109	1,1551	1,0593
5	Модель 5 – локальний рівень + тренд + тижнева сезонність + авторегресійний процес	0,3628	1,2391	1,1202

Прогнозні значення розраховано для моделей з найкращими показниками якості. Прогнози порівняно з даними тестової вибірки. Середня абсолютна специфічна помилка прогнозування (MAPE), середня абсолютна помилка (MAE), квадратний корінь із середньої квадратичної помилки (RMSE), як показники для вибору оптимальної моделі (табл. 4.7).

Найкращі показники по метрикам якості отримали по BSTS моделі, яка побудована з використанням компоненти локального рівня, компоненти тренду та компоненти тижневої сезонності. Графічне подання результатів моделювання та прогнозування з використанням базових предиктивних моделей представлено на рисунку 4.14. Для кожної моделі графіки демонструють прогнозування лише тестової частини часового ряду.

Таблиця 4.7

Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі найкращих моделей

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель BSTS (локальний рівень + тренд + тижнева	1,3343	1,1551	1,0594
2	Модель експоненційного згладжування (модель Хольта)	1,5666	1,2517	0,9637
3	ARIMA (0,1,4)(1,0,0)[7]	3,5024	1,8715	1,6171
4	NNAR (25,25,k)[7], Max_it=1500	11,4945	3,3904	2,8733

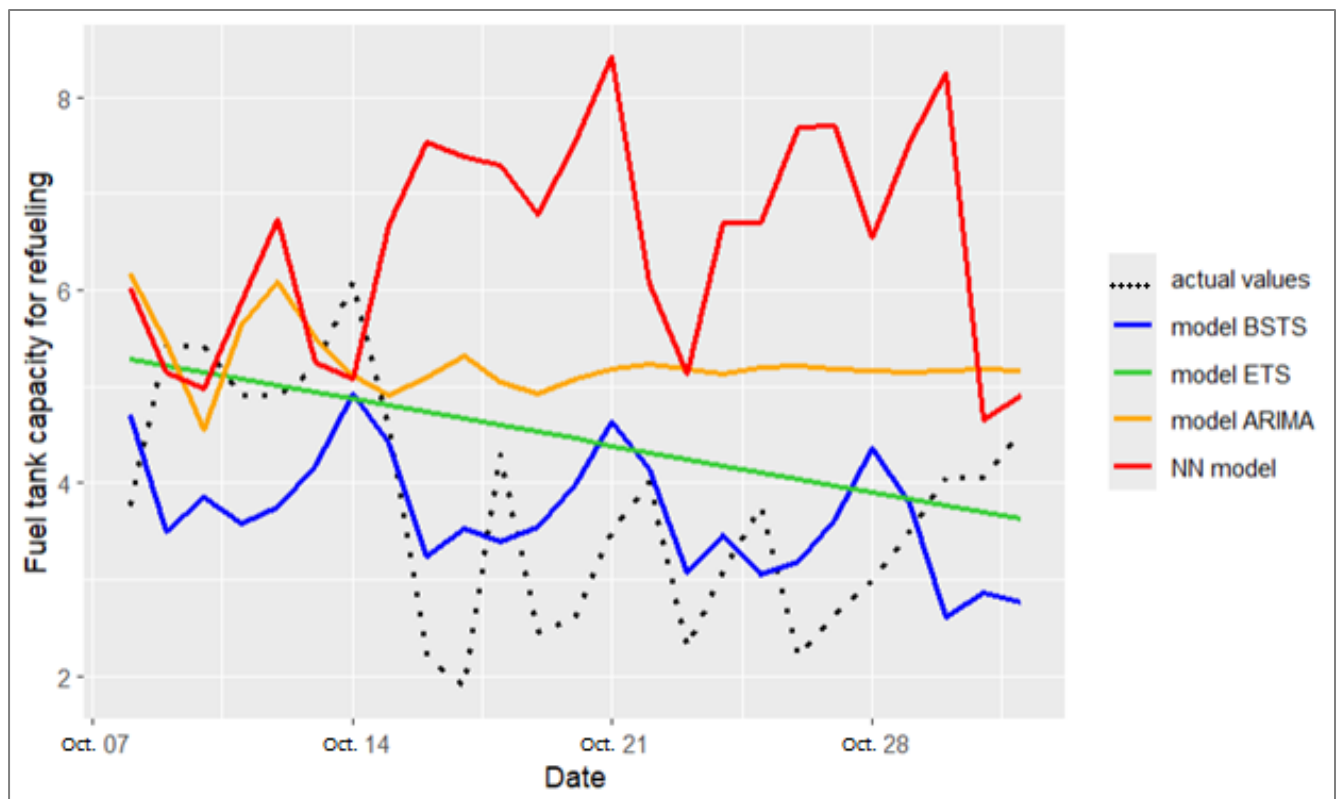


Рисунок 4.14 – Графіки фактичних обсягів можливої заправки дизельним паливом для танка № 1 на тестовій вибірці та прогнози з використанням найкращих моделей прогнозування [2,7]

Підсумкове оцінювання якості прогнозу на тестовій вибірці для кращих моделей з чотирьох альтернативних типів моделей наведено в таблиці 4.7. У таблиці подано значення метрик якості прогнозів (MSE, RMSE і MAE) після навчання та тестування кожної з базових передиктивних моделей.

Найкращі показники по метрикам якості отримали по BSTS моделі, яка побудована з використанням компоненти локального рівня, компоненти тренду та компоненти тижневої сезонності. Графічне подання результатів моделювання та прогнозування з використанням базових передиктивних моделей представлено на рисунку 4.14. Для кожної моделі графіки демонструють прогнозування лише тестової частини часового ряду.

4.3 Агрегація показників при вирішенні задач прогнозування

Для підвищення ефективності експлуатації ємностей в системах зберігання палива використовуються оцінка потреб в паливі по агрегованим показникам, окремо по типам палива (дизельному паливу та мазуту). На рисунку 4.15 візуалізовано динаміка потреб в а) дизельному паливі та б) мазуті за чотири місяці.

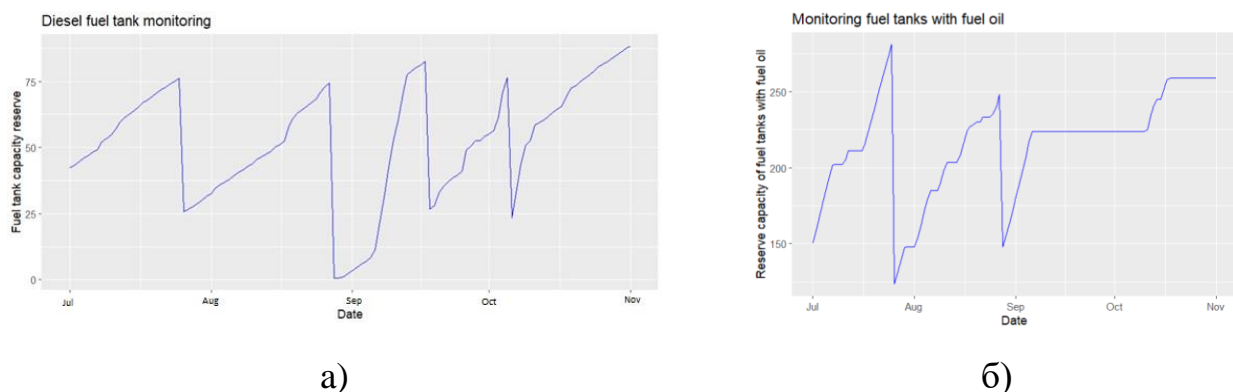


Рисунок 4.15 – Діаграми можливих об'ємів заправки паливом а) усіх танків для дизельного палива та б) усіх танків для мазуту на судні [2]

На основі структури інформаційної системи (рис. 4.1) було проведено аналіз цих агрегованих процесів та підібрані відповідні параметри до чотирьох базових прогнозних моделей (модель ARIMA/SARIMA, модель експоненційного

згладжування, регресійна нейромережева модель та модель BSTS). Моделі були протестовані на навчальній та тестовій вибірках.

На рисунку 4.16 [2] графічно представлено тестова вибірка даних по агрегованим показникам для дизельного палива та визначені кращі з базових прогнозні моделі. В таблиці 4.8 представлено значення метрик якості для базових моделей прогнозування на тестовій вибірці. Кращий результат прогнозування демонструє нейромережева модель.

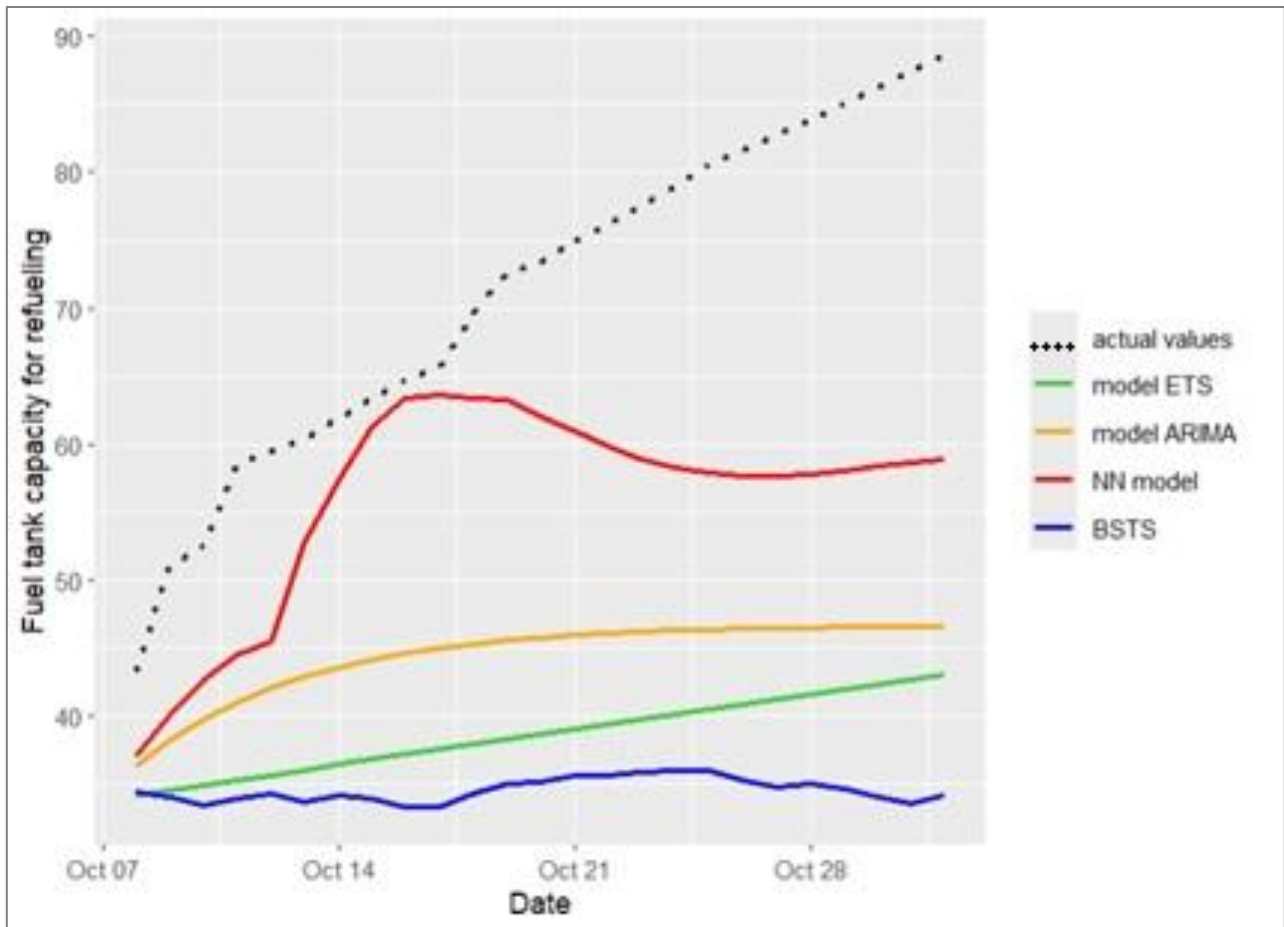


Рисунок 4.16 – Графіки фактично можливих сумарних обсягів заправки для всіх дизельних танків прогнози з використанням найкращих моделей прогнозування

На рисунку 4.17 [2] графічно представлено тестова вибірка даних по агрегованим показникам для мазуту та визначені кращі з базових прогнозні моделі. Значення метрик якості для базових моделей прогнозування об'ємів можливого наповнення мазутом танків судна представлено в таблиці 4.9 на тестовій вибірці.

Кращий результат прогнозування демонструє модель експоненційного згладжування (модель Хольта).

Таблиця 4.8

Таблиця оцінок якості прогнозу за агрегованими показниками дизельних танків для тестової вибірки на основі найкращих моделей [2]

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель BSTS (локальний	1485,9090	38,5475	36,6398
2	Модель експоненційного згладжування (модель Хольта)	1153,0901	33,9572	32,5421
3	ARIMA (0,0,1)	811,6551	28,4896	26,7587
4	NNAR (25,25,k), Max_it=1500	313,1018	17,6947	15,1968

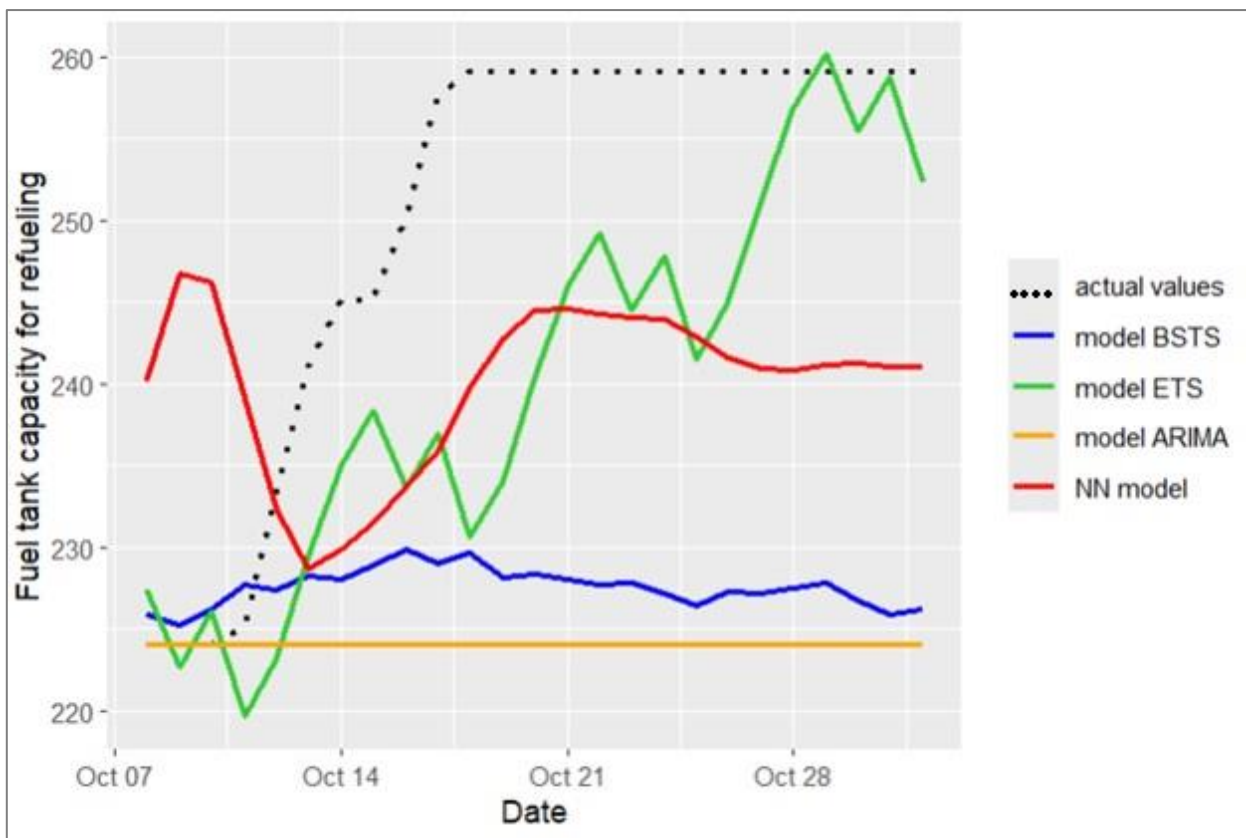


Рисунок 4.17 – Графіки фактично можливих сумарних обсягів заправки для всіх танків з мазутом та прогнози з використанням найкращих моделей прогнозування

Таблиця 4.9

Таблиця оцінок якості прогнозу за агрегованими показниками танків з мазутом для тестової вибірки на основі найкращих моделей

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель BSTS (локальний рівень + тренд)	683,4274	26,1424	23,3809
2	Модель експоненційного згладжування (модель Хольта)	121,5666	12,9411	10,5336
3	ARIMA (1,1,0)(1,0,0)[7]	2472,6278	206,0889	205,8184
4	NNAR (50,50,k)[7], Max_it=5000	283,0057	16,8228	16,3297

В результаті роботи інтелектуальної інформаційної системи можливо якісно визначати об'єми можливого наповнення ємностей в системі зберігання палива на судні.

4.4 Підвищення точності прогнозних значень на основі комбінування прогнозів

В зв'язку зі складністю процесу, якій досліджувався, виникла потреба скористатись підходами по покращенню якості прогнозів. Тому використано 7 методів комбінування прогнозних значень: метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменших квадратів, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей. У таблиці 4.10 представлено значення метрик якості прогнозів після комбінування прогнозних значень базових передиктивних моделей для прогнозування обсягів можливої заправки дизельним паливом для танка № 1.

Таблиця 4.10

**Оцінки точності прогнозу шляхом комбінації прогнозних значень для
найкращих базових моделей [2,7]**

№	Типи моделей комбінування прогнозних значень	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель простого усереднення	4,4347	2,1059	1,7710
2	Медіанна модель	3,3955	1,8427	1,5612
3	Модель методу мінімальної	2,4205	1,5558	1,2558
4	Модель методу зворотного рангу	0,8535	0,9238	0,6858
5	Регресійна модель з коефіцієнтами, підібраними методом найменших квадратів	3,0357	1,7423	1,4338
6	Регресійна модель з коефіцієнтами, вибраними методом найменшого абсолютного відхилення	0,7938	0,8910	0,7434
7	Модель, що базується на комбінації кількох регресійних моделей	0,8250	0,9083	0,7858

В результаті порівняння метрик якості прогнозів з таблиць 4.7 і 4.9 можна побачити, що три з семи методів комбінування демонструють покращення якості прогнозів в порівнянні з результатами по кращій моделі, BSTS моделі, в середньому на 20-22,4%. Це результати використання методу оберненого рангу, методу використання регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і методу комбінування кількох регресійних моделей.

За допомогою описаних процедур здійснюється прогнозування об'ємів можливого наповнення інших танків суднової системи зберігання палива. Прогнозування здійснюється для кожного танку по результатам його моніторингу.

Для покращення результатів прогнозування обсягів можливої заправки по агрегованим показникам, окремо по типам палива (дизельному паливу та мазуту) було також використано комбінування прогнозних значень, які отримано на основі базових моделей. В таблиці 4.11 наведено показники якості прогнозів по семи методам комбінування прогнозних значень за агрегованими показниками по дизельному паливу, але кращі результати отримані при використанні методу

Таблиця 4.11

Оцінки точності прогнозу шляхом об'єднання прогнозних значень за агрегованими показниками по дизельному паливу для найкращих базових моделей [2]

№	Типи моделей комбінування прогнозних значень	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель простого усереднення	867,3234	29,4504	27,7843
2	Медіанна модель	973,4324	31,1999	29,6473
3	Модель методу мінімальної дисперсії	591,2766	24,3161	22,5245
4	Модель методу зворотного рангу	141,1344	11,8837	10,9731
5	Регресійна модель з коефіцієнтами, підібраними методом найменших квадратів	628,8077	25,0760	23,3200
6	Регресійна модель з коефіцієнтами, вибраними методом найменшого абсолютного відхилення	125,4468	11,1957	9,8894
7	Модель, що базується на комбінації кількох регресійних моделей	154,0081	12,4070	11,1513

оберненого рангу, методу на основі регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення та методу комбінування регресійних моделей. По метрикам якості прогнозів покращення відбулося на 32-34,5% в

порівнянні з показниками кращої з альтернативних моделей. В таблиці 4.12 представлено метрики якості прогнозів після використання семи методів комбінування прогнозних значень за агрегованими показниками по танкам з мазутом. В трьох з семи випадків було отримано покращення показників якості прогнозів. По метрикам якості прогнозів покращення відбулося на 27-28,2% в порівнянні з показниками кращої з альтернативних моделей.

Таблиця 4.12

Оцінки точності прогнозу шляхом об'єднання прогнозних значень за агрегованими показниками для найкращих базових моделей [2]

№	Типи моделей комбінування прогнозних значень	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	Модель простого усереднення	26012,9583	161,2853	160,8564
2	Медіанна модель	43675,2339	208,9862	208,7071
3	Модель методу мінімальної дисперсії	372,93047	19,3114	18,8372
4	Модель методу зворотного	95,6484	9,7847	9,0151
5	Регресійна модель з коефіцієнтами, підібраними методом найменших квадратів	13159,0772	114,7130	114,0835
6	Регресійна модель з коефіцієнтами, вибраними методом найменшого абсолютного відхилення	87,7969	9,3699	8,3423
7	Модель, що базується на комбінації кількох регресійних моделей	102,0962	10,0995	9,8117

Було розглянуто прогнозування на основі методів машинного навчання для систем моніторингу палива на судні. Задачі моніторингу вирішувались на основі інформаційної технології моніторингу в інформаційній системі. Інформаційна

система складається з таких підсистем: підсистема збору та зберігання інформації, підсистема підготовки даних, підсистема аналізу та попередньої обробки даних, підсистема моделювання та підсистема прогнозування. За допомогою системи були вирішені наступні завдання моніторингу: аналіз та оцінка даних, побудова моделей та прогнозування значень для прийняття рішень.

Графік залишків та діагностичне тестування на основі моделей комбінування прогнозів додатково підтверджують якість моделей тому, що моделі перевірено на наявність автокореляції в залишках за допомогою тесту Box-Ljung, та гетероскедастичності. Нормальність розподілу залишків підтверджено за допомогою тесту Шапіро-Вілка.

У підсистемі прогнозування інформаційної системи реалізовано модуль побудови прогнозів на основі базових альтернативних моделей. В якості базових використані наступні моделі: моделі ARIMA/SARIMA, моделі експоненційного згладжування, регресійні нейромережеві моделі та Байєсовські структурні моделі часових рядів. Для покращення показників якості прогнозів в підсистемі прогнозування були виростанні методи комбінування прогнозів: метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменших квадратів, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей.

В експериментальній частині було розглянуто завдання прогнозування обсягів можливого заповнення паливом танків в систем зберігання судна. Джерелом даних були звіти про рівень та кількість палива в резервуарах на судні. Розроблена інформаційна система дозволила отримати якісні прогнози по кожному з танків на судні та прогнозні значення по агрегованим показникам на основі різних типів палива. В результаті експерименту доведено, що при застосуванні трьох методів комбінування прогнозів (метод оберненого рангу, метод побудови регресійної

моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей) отримано підвищення якості прогнозів. Інформаційна система моніторингу дозволяє отримувати високоякісні прогнози кількості палива на судні для резервуарів різних типів.

4.5 Висновки до розділу 4

1. Розроблено інтелектуальна інформаційно-аналітична система моніторингу ПММ, яка складається з наступних підсистем: підсистеми збору і зберігання інформації, підсистеми підготовки даних, підсистеми аналізу і попередньої обробки даних та підсистем моделювання і прогнозування.

2. В якості прикладної задачі моніторингу ПММ розв'язано задача прогнозування потреб в пальному для морського судна з ємностями для зберігання палива двох типів.

3. На основі даних для експериментальної частині роботи були застосовані дані з судових журналів, які сформовані на основі звітності про надання паливно-мастильних матеріалів сервісними компаніям.

4. Були синтезовані набори даних для прогнозування і представлені у вигляді часових рядів, для цього розроблено блок-схему підсистеми підготовки даних.

5. Відповідно до алгоритму підготовки даних побудовано моделі для прогнозування обсягів можливого наповнення паливом для будь-якої ємності, а також прогнозування сумарних показників по ємностям, які відповідають одному типу палива (дизельного палива чи мазуту).

6. Візуалізовано набір даних, якій представляє багатовимірний часовий ряд по динаміки кількості пального для дозаправки по танку з дизельним паливом №1.

7. Здійснено процедуру аналізу та попередньої обробки даних на основі алгоритму, якій розроблено.

8. Реалізовано моделювання та прогнозування на основі моделей: ARIMA/SARIMA, моделей експоненційного згладжування, регресійних нейромережових моделей та Байєсовських структурних моделей часових рядів.

9. Для покращення прогнозних значень використано процедуру комбінування прогнозів на основі 7 методів комбінування: метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменших квадратів, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей.

10. На основі використання методів комбінування прогнозних значень досягнуто покращення якості прогнозів по метрикам MSE, RMSE, MAE в середньому на 18-35% (по різних ємностях).

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ

В дисертаційній роботі розв'язано актуальну наукову задачу з розроблення методів, моделей та інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів на основі формалізованих стохастичних моделей зокрема колірних мереж Петрі, а також вирішення завдань моніторингу ППМ на основі моделювання і методів машинного навчання в різних технічних системах, що дозволить підвищити якість та функціональність сучасних систем експлуатації та зберігання паливно-мастильних матеріалів.

У результаті виконання цієї роботи одержані наступні результати:

1. Виконано комплексний аналіз моделей, методів і засобів інформаційних технологій моніторингу паливно-мастильних матеріалів. На основі проведеного аналізу визначено їх недоліки та переваги і сформульовано мету, об'єкт, предмет та задачі дисертаційного дослідження.

2. Запропоновано і розроблено структуру обробки інформації при вирішенні задач моніторингу. Розроблено модельний підхід до розв'язування завдань моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

3. Розроблено формалізований опис інформаційної технології моніторингу паливно-мастильних матеріалів. Запропоновано і розроблено алгебру для опису та побудови імітаційних моделей моніторингу ПММ, яка складається з семи базових та чотирьох комбінованих операцій моніторингу. Представлено формалізований опис операцій алгебри у вигляді мереж Петрі. Представлено алгебраїчний опис властивостей операцій моніторингу.

4. Розроблено інформаційну технологію моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

5. Побудовано імітаційні моделі для системи вимірювання фізико-хімічних параметрів палива на основі колірних мереж Петрі та виконано імітацію їх поведінки. Розроблено структурну схему контролю вимірювання фізико-хімічних

параметрів ПММ та імітаційну модель процесу керування вимірюванням параметрів ПММ. Представлено результати моделювання процесу вимірювання параметрів ПММ.

6. Розроблено структура ієрархічної моделі для багатоканальної системи зберігання ПММ та реалізована в середовищі CPN Tools. Представлено результати моделювання багатоканальної системи зберігання ПММ і проведено їх аналіз. Розроблено імітаційну ситуаційну модель моніторингу АЗС з альтернативними чергами. Досліджено різні варіанти структур моделей моніторингу ПММ в системах їх зберігання.

7. Розроблено інтелектуальна інформаційно-аналітична система моніторингу ПММ, яка складається з наступних підсистем: підсистеми збору і зберігання інформації, підсистеми підготовки даних, підсистеми аналізу і попередньої обробки даних та підсистем моделювання і прогнозування. В якості прикладної задачі моніторингу ПММ розв'язано задача прогнозування потреб в пальному для морського судна з ємностями для зберігання палива двох типів.

8. На основі даних з суднових журналів, були синтезовані набори даних для прогнозування і представлені у вигляді часових рядів. Побудовано моделі для прогнозування обсягів можливого наповнення паливом для будь-якої ємності, а також прогнозування сумарних показників по ємностям, які відповідають одному типу палива (дизельного палива чи мазуту). Візуалізовано набір даних, якій представляє багатовимірний часовий ряд по динаміки кількості пального для дозаправки по танку з дизельним пальним.

9. Реалізовано моделювання та прогнозування на основі моделей: ARIMA/SARIMA, моделей експоненційного згладжування, регресійних нейромережових моделей та Байєсовських структурних моделей часових рядів. Для покращення прогнозних значень використано процедура комбінування прогнозів на основі 7 методів комбінування: метод простого усереднення, медіанний метод, метод мінімальної дисперсії, метод оберненого рангу, метод побудови регресійної

моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменших квадратів, метод побудови регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і метод комбінування кількох регресійних моделей. На основі використання методів комбінування прогнозних значень досягнуто покращення якості прогнозів по метрикам MSE, RMSE, MAE в середньому на 18-35%.

Результати дисертаційного дослідження впроваджені на судні «**Sophia I**»(ІМО: **9546007**) при удосконаленні елементів системи вимірювання і моніторингу ПММ; в торгівельній компанії «Ювента», при удосконаленні елементів системи вимірювання нафтопродуктів; в навчальний процес кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету імені Петра Могили для викладання наступних дисциплін: «Методи і системи машинного навчання», «Інтелектуальні технології аналізу та попередньої обробки даних» та «Методи та візуальні технології імітаційного моделювання». Документи, що підтверджують впровадження результатів дисертаційного дослідження надано у додатку 3.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%BE%D0%BD%D1%96%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D0%BD%D0%B3>
2. Gozhyj A., Kalinina I., Shiyan S., Gozhyi V. Forecasting based on machine learning methods in the fuel monitoring system. AIT&AIS'2025: *1st International Scientific Workshop on Applied Information Technologies and Artificial Intelligence Systems*, December 18–20 2025, Chernivtsi, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4160/paper4.pdf.
3. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D1%96%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D0%BD%D0%B3%D1%83
4. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <http://hydrogeology.univer.kharkov.ua/wp-content/uploads/2019/03/%D0%9B%D0%B5%D0%BA%D1%86.%D0%9C%D0%BE%D0%BD%D1%96%D1%82.pdf>
5. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://studfile.net/preview/5706386/>
6. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://pricesop.net/ru/blog/monitoring-eto/>
7. Калініна І.О., Гожий О.П., Шиян С.І., Гожий В.О., Пастернак Л.Ю. Інтелектуальна система прогнозування параметрів паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 1, № 162. С. 3-14. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-162-2026-01>.
8. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://eefing-energy.nl/products/fuel-efficiency-monitoring-system>

9. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://www.euromobile.com.ua/ua/can-zchytuvachi-r>
10. Kalsi P., Singh H. Sensors Based Automotive vehicle for the detection of fuel level. *International journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*. Vol. 8(11), 2019, pp. 1001-1004, doi:10.35940/ijitee.I7624.0981119.
11. Hüffmeier J., Johanson M. State-of-the-Art Methods to Improve Energy Efficiency of Ships. MDPI, *journal Mar. Sci. Eng.* Vol. 9(4), 447 (2021) <https://doi.org/10.3390/jmse9040447>.
12. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://microtronic.com.ua/rishennya-dlya-tekhniki/gps-kontrol-r-vnya-vitrati-paliva>
13. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://gps-plus.com.ua/ukr/pitannya-vidpovid/kontrol-paliva/>
14. Поліщук Д., Холодний Ю., Алтухов П. Дослідження сенсорних технологій для моніторингу зносу мастильних матеріалів. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. DOI:10.52058/2786-6025-2025-2(43)-1431-1445.
15. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://vchaspiк.ua/ua/pravozashchitnik/biznes/559963-vydy-rezervuariv-dlya-zberigannya-palnogo-ta-naftoproduktiv>.
16. Юрченко О. А., Приймак Н.В., Нечипорук Н.В. Облік паливно-мастильних матеріалів на підприємстві в контексті цифрової трансформації економіки. *Актуальні питання економічних наук* №16, с.1-24, 2025. ISSN 3041-2129. URL: <https://a-economics.com.ua/index.php/home/article/>
17. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://www.automaster.net.ua/artykuly/yak-pracyuye-shina-can,55215>
18. [Електронний ресурс] : – Режим доступу: https://e-server.com.ua/uk/poradi/merezi-iot-porivniannia-4-tipiv-i-prikladi-vikoristannia?srsltid=AfmBOooF6q1IsONnZkxTidPR1XbEXhhaHnxbQe_VOkLxQs2kIG81Uy15.

19. Rakay R. Monitoring of environment parameters based on wireless sensor network. *Technical sciences and technologies*, No 3(25), 2021, pp. 193-201. DOI: 10.25140/2411-5363-2021-3(25)-193-201.
20. Серіков Г.С., Щербак М.П. Сучасні системи теледиспетчеризації та GPS моніторингу автомобільного транспорту та спецтехніки. *Автомобіль і електроніка. Сучасні технології*, 14, 2018, с. 48-55. DOI: 10.30977/VEIT.2018.14.0.48.
21. Neyezhnikov P., Narodnytskyi G. Measures to ensure the necessary accuracy of accounting petroleum products in the tanks. *Ukrainian Metrological Journal*, 2020, No. 4. pp. 16–21. DOI: 10.24027/2306-7039.4.2020.224266.
22. Boltaboyev I. M., Komilov M. A. Development of automated analytical systems of physical and chemical parameters of oil and petroleum products. *Theoretical and Applied Science*, 2020. Vol. 86, no. 06. pp. 711–713. DOI: 10.15863/tas.2020.06.86.131.
23. Zhou Z., *et al.* Study on Temperature Measurement of Petroleum Product Density Analyzer Based on Hydrometer Method. *Journal of Physics: Conference Series*. 2023, vol. 2428, no. 1. pp. 012001. DOI: 10.1088/1742-6596/2428/1/012001.
24. Semenov A., *et al.* Device for measurement and control of humidity in crude oil and petroleum products. *Metrology and measurement systems*, 2023. Vol. 30, no. 1, pp. 195–208. DOI: 10.24425/mms.2023.144865.
25. Yang S. Optimization of oil depot operation process. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2019. Vol. 332, no. 2. pp. 022044. DOI: 10.1088/1755-1315/332/2/022044.
26. Meškuotienė A., *et al.* Analysis of Liquid Quantity Measurement in Loading/Unloading Processes in Cylindrical Tanks. *Computation*, 2022, vol. 10, no. 7. pp. 122. DOI: 10.3390/computation10070122.
27. Dyomko A. I., Semenov O. Y., Churilova I. N. Optimal signal processing methods application in level measurement. *Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines*, 2019, vol. 7, no. 4. pp. 199–206. DOI: 10.25206/2310-9793-7-4-199-206.

28. Mohindru P. Development of liquid level measurement technology: A review. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2022, pp. 102295. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2022.102295.
29. Monteiro M., *et. al.* Experimental Investigations of Various Methods of Sludge Measurements in Storage Oil Tanks. *Advances in Remote Sensing*, 2015, 4, pp.119-137.
30. Bossart E., Fundamentals of hydrostatic level measurement. *Automation technologies*, 2015, no.1, pp. 3-10.
31. Aslam M.Z., Tang T. A High-Resolution Capacitive Sensing System for the Measurement of Water Content in Crude Oil. *Sensors*, 2014, No. 14, pp. 11351-11361. DOI:10.3390/s140711351.
32. Lukonge A.B., Cao X. Leak Detection System for Long-Distance Onshore and Offshore Gas Pipeline Using Acoustic Emission Technology. *A Review. Trans Indian Inst Met* 73, 2020, pp. 1715–1727. DOI: 10.1007/s12666-020-02002-x.
33. Roshani M., *et. al.* Proposing a gamma radiation based intelligent system for simultaneous analyzing and detecting type and amount of petroleum by-products. *Nuclear Engineering and Technology*, vol. 53, issue 4, 2021, pp. 1277-1283. <https://doi.org/10.1016/j.net.2020.09.015>.
34. Sondkar Sh., Patil O., Bhosale P., and Nyahalde P. Diesel Level Monitoring System. *International Journal of Research in Applied Science and Engineering Technology (IJRASET)*. Vol.12, issue 5, 2024, pp. 4301-4306, doi.org/10.22214/ijraset.2024.62590.
35. Pradana M. F. Enhancing Ship Fuel Efficiency in the Archipelago Area through a Combination of Speed Optimization and Flettner Rotor Implementation. Thesis for: Doktor Ingenieur Advisor: Prof. Dr.-Ing. Bernd Noche. 2024, [doi:10.17185/dupublico/82503](https://doi.org/10.17185/dupublico/82503).
36. Kul S., *et. al.* Experimental comparison of localised magnetostriction difference under sinusoidal and PWM excitations. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, vol. 544, 2022. DOI: 10.1016/j.jmmm.2021.168692.

37. Aydin U., et. al., Magneto-mechanical modeling of electrical steel sheets. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*. Vol. 439,1 2017, pp. 82-90, DOI: 10.1016/j.jmmm.2017.05.008.

38. Krishnasamy R., Aathi R., Jayapalan B., Karthikeyen K., Nowfal M. Automatic fuel monitoring system, Int. *Journal Recent Technol. Eng.*, vol. 8, issue 8, 2019, pp. 348–352. doi:10.35940/ijrte.D1078.1284S219.

39. Abediasl H., Ansari A., Hosseini V., Koch Ch. R. Real-time vehicular fuel consumption estimation using machine learning and on-board diagnostics data. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering*, 2023, vol. 238(12). DOI:10.1177/09544070231185609.

40. Здоренко В., Вінніченко О. Ультразвукові методи підвищення точності вимірювання рівня палива на рухомих об'єктах. *Міжнародний науково-технічний журнал «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, №2, 2025, с. 111-117. ISSN2219-9365. DOI: 10.31891/2219-9365-2025-82-15.

41. Lantz B. *Machine Learning with R. Expert techniques for predictive modeling*, 3rd Edition, Packt Publishing, 2019. 458 p.

42. Kelleher J. D., Mac Namee B., D'Arcy A. *Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics. Algorithms, Worked Examples, and Case Studies*. Second Edition. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 2020. 798 p.

43. Lhmanan V., Robinson S., Munn M. *Machine Learning Design Patterns: Solutions to Common Challenges in Data Preparation, Model Building, and MLOps* 1st Edition. O'Reilly Media, Inc., 2020. 448 p.

44. Wakiru J. M., Muchiri P. N., Chemweno P.K. A review on lubricant condition monitoring information analysis for maintenance decision support. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 118, 2019, pp. 108-132. DOI: 10.1016/j.ymsp.2018.08.039.

45. Xie X., Sun B., Li X., Olsson T., Maleki N., Ahlgren F. Fuel Consumption Prediction Models Based on Machine Learning and Mathematical Methods. MDPI.

Journal of Marine Science and Engineering, vol. 11, issue 4, 2023. DOI: 10.3390/jmse11040738.

46. Ming W., *et. al.* A systematic review of machine learning methods applied to fuel cells in performance evaluation, durability prediction, and application monitoring. *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 48, issue 13, 2023, pp. 5197-5228.

47. Patlak M., Çunkaş M., Taskiran U. The Innovative Approach to Real-Time Detection of Fuel Types Based on Ultrasonic Sensor and Machine Learning. *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 49, pp. 16571–16591, 2024. DOI: 10.1007/s13369-024-09092-5.

48. Ko K., Lee T., Jeong S. A Deep Learning Method for Monitoring Vehicle Energy Consumption with GPS Data. *Journal Sustainability*, 2021, vol. 13(20), pp.11331. DOI: 10.3390/su132011331.

49. Yunita A., *et. al.* Performance analysis of neural network architectures for time series forecasting: A comparative study of RNN, LSTM, GRU, and hybrid models. *Journal MethodsX*. 2025, vol.15, p. 103462. DOI: 10.1016/j.mex.2025.103462.

50. Xu Z., Leung J.Y. A novel formulation of RNN-based neural network with real-time updating – An application for dynamic hydraulic fractured shale gas production forecasting. *Journal Geoenergy Science and Engineering*, vol. 233, 2024, p. 212491. DOI: 10.1016/j.geoen.2023.212491.

51. Singh V., Sahana S.K., Bhattacharjee V. A novel CNN-GRU-LSTM based deep learning model for accurate traffic prediction. *Journal Discover Computing*, 2025, 28:38. DOI: 10.1007/s10791-025-09526-0.

52. Aschepkov V. The use of the Isolation Forest model for anomaly detection in measurement data. *Journal Innovative technologies and scientific solutions for industries*. 2024. No. 1 (27), pp. 236-245. DOI:10.30837/ITSSI.2024.27.236.

53. Paolini D., Dini P., Soldaini E., Saponara S. One-Class Anomaly Detection for Industrial Applications: A Comparative Survey and Experimental Study. MDPI. *Journal Computers*, 2025, vol. 14(7), p 281. DOI: 10.3390/computers14070281.

54. Chen Y., Wu W. Application of one-class support vector machine to quickly identify multivariate anomalies from geochemical exploration data Available to Purchase. *Journal Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*. 2017, vol. 17 (3), pp. 231–238. DOI: 10.1144/geochem2016-024.

55. Deepthi J.V.N.R., *et. al.* Driver's Driving Behavior Analysis. *2024 10th International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. IEEE. Melmaruvathur, India. 2024. DOI: 10.1109/ICCSP60870.2024.10543481.

56. Karrouchi M., *et. al.* Driving behavior assessment: A practical study and technique for detecting a driver's condition and driving style. *Journal Transportation Engineering*, Vol. 14, 2023, p. 100217. DOI: 10.1016/j.treng.2023.100217.

57. Xiao H., *et. al.* Clustering and Analysis of the Driving Style in the Cut-in Process. *2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2024. Bilbao, Spain. DOI: 10.1109/ITSC57777.2023.10421969.

58. Park S., Lee H., Kim D. Regulatory compliance and operational efficiency in maritime transport: Strategies and insights. *Journal Transport Policy*. Vol. 155, 2024, Pp. 161-177. DOI: 10.1016/j.tranpol.2024.06.024.

59. Melo R. F., *et. al.* A Machine Learning Predictive Model for Ship Fuel Consumption. MDPI. *Journal Applied Sciences*, 2024, vol. 14(17), p. 7534. DOI:10.3390/app14177534.

60. Piao Sh., *et. al.* Expanding the range of ship fuel consumption prediction: A multi-algorithm feature selection approach. *Journal Ocean Engineering*, Vol. 316, 2025, p. 119944. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2024.119944.

61. Alshareef M.H., Alghanmi A. F. Optimizing Maritime Energy Efficiency: A Machine Learning Approach Using Deep Reinforcement Learning for EEXI and CII Compliance. *Journal Sustainability*, 2024, vol. 16(23), p. 10534. DOI: 10.3390/su162310534.

62. Chen X., *et. al.* Ship energy consumption analysis and carbon emission exploitation via spatial-temporal maritime data. *Journal Applied Energy*. Vol. 360, 2024, p. 122886. DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.122886.

63. Ha S., *et. al.* A framework for determining the life cycle GHG emissions of fossil marine fuels in countries reliant on imported energy through maritime transportation: A case study of South Korea. *Journal Science of The Total Environment*. Vol. 897, 2023, p. 165366. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.165366.

64. Roy A., Chakraborty M. A review of ship emissions impacts on environmental, health, societal impacts and IMO's mitigation policies. *Journal Regional Studies in Marine Science*. Vol. 81, 2025, p. 103964. DOI: 10.1016/j.rsma.2024.103964.

65. Tadros M., Ventura M., Soares C.G. Review of the Decision Support Methods Used in Optimizing Ship Hulls towards Improving Energy Efficiency. MDPI. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2023, vol. 11(4), p. 835. DOI: 10.3390/jmse11040835.

66. Musulin M., *et. al.* The Impact of Container Ship Trim on Fuel Consumption and Navigation Safety. MDPI. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024, vol. 12(9), p. 1658. DOI: 10.3390/jmse12091658.

67. Li Zh., *et. al.* A fuel consumption prediction model for wind-assisted ship based on operational data. *Journal Transportation Research Part D Transport and Environment*, 2025, vol. 149, p.105045. DOI: 10.1016/j.trd.2025.105045.

68. Zapałowicz Z., Zeńczak W. The possibilities to improve ship's energy efficiency through the application of PV installation including cooled modules. *Journal Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 143, 2021, p. 110964. DOI: 10.1016/j.rser.2021.110964.

69. Yan R., *et. al.* Improving ship energy efficiency: Models, methods, and applications. *Journal Applied Energy*. Vol. 368, 2024, p. 123132. DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.123132.

70. Shi Y., Xue Sh., Zhang X., Huang T. Data-aware monitoring method for fuel economy in ship-based CPS. *Journal IET Cyber-Phys. Syst., Theory Appl.*, 2020, vol. 5, iss. 3, pp. 245-252. DOI: 10.1049/iet-cps.2019.0080.

71. Bidyuk P., Kalinina I., Gozhyj A., Pikh I., Chorna V., Gozhyi V. A Systematic Approach to Modeling and Forecasting based on Real Data in Machine Learning Tasks. Springer Nature Link. *System Analysis and Data Mining Part of the book series: Studies in Systems, Decision and Control* (SSDC, vol. 609) 2025, pp. 71-87. DOI: 10.1007/978-3-031-97529-5_5.

72. Kalinina I., Gozhyj A. Forecasting electricity demand in Ukraine using machine learning methods. CIAW-24: *Computational Intelligence Application Workshop*, October 10-12, 2024, Lviv, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-3861/paper4.pdf.

73. Hamadi R., Benatallah B. A Petri net based-model for web service composition. *In proc. the 14th Australasian database conference, adelaide*. Darlinghurst: Australian Computer Society, 2003, pp. 191-200.

74. Гожий В.О. Алгебра для моделювання взаємодії web-сервісів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*. Дніпро, 2018, вип.5, №118, сс. 121-132.

75. Gozhyj A., Kalinina I., Gozhyj V., Vysotska V. Web service interaction modeling with colored Petri Nets. *10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. Metz. 2019. pp. 319-323.

76. Гожий В.О. Моделювання взаємодії web-сервісів в mashup системах на основі кольорових мереж Петрі. *Наукові праці: науково-методичний журнал. Комп'ютерні технології*. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. П. Могили, 2018. т. 320. вип. 308. – сс. 64-70.

77. Jensen K., Kristensen L.M., Wells L. Coloured Petri Nets and CPN Tools for Modelling and Validation of Concurrent Systems. *Software Tools for Technology Transfer manuscript*. 2007. 40 p.

78. Zaitsev D.A., Shmeleva T.R. Simulating Telecommunication Systems with CPN Tools: Students' book. Odessa: ONAT, 2006. – 60 p.
79. Bagad N.D., *et al.* Fuel Monitoring System. *International journal of innovative research in technology*, 148964. Vol. 6, issue 9, 2020, pp. 103-107.
80. Nari H.P., *et al.* Design and Development of a Fuel Volume Monitoring System for Improved Ship Fuel Management. *INTEK: Jurnal Penelitian*. Vol. 12, No. 2, pp. 1-9, October 2025. DOI: <https://doi.org/10.31963/intek.v12i2.5122>.
81. Wang Y. *et al.* Deep Learning-Assisted Triboelectric Smart Mats for Personnel Comprehensive Monitoring toward Maritime Safety,” *ACS Appl. Mater. Interfaces*, vol. 14, no. 21, pp. 24832–24839, Jun. 2022. DOI: 10.1021/acsami.2c05734.
82. Nakamura M., Hafner N., Brown J. J. Distributed Sensor System for Underground Fuel Storage Facility Monitoring and Leak Detection. *In Volume 14: Safety Engineering, Risk, and Reliability Analysis, Virtual, Online: American Society of Mechanical Engineers*, Nov. 2020, p. V014T14A023. DOI: 10.1115/IMECE2020-24190.
83. Bocchetti D., Lepore A., Palumbo B., Vitiello L. A Statistical Approach to Ship Fuel Consumption Monitoring. *Journal of Ship Research*, vol. 59, no. 3, pp. 162–171, Sep. 2015. DOI: 10.5957/JOSR.59.3.150012.
84. Palaskar S. P. Fuel Monitoring System. *IJRASET*, vol. 11, no. 5, pp. 4477–4482, May 2023. DOI: 10.22214/ijraset.2023.52632.
85. Luo Sh., Xe T. Modeling and Analysis of Train Control Center Simulation System Based on CPN. *2025 International Conference on Electrical Automation and Artificial Intelligence (ICEAAI)*. 10-12 January 2025. IEEE. Guangzhou, China DOI: 10.1109/ICEAAI64185.2025.10957698.
86. Arena D., Criscione F., Trapani N. Risk assessment in a chemical plant with a CPN-HAZOP Tool. *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, Issue 11, 2018, pp. 939-944. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.08.487.
87. Medina-Garcia S., Medina-Marin J., Montaña-Arango O., Gonzalez-Hernandez M., Hernandez-Gress S. A Petri Net Approach for Business Process Modeling and

Simulation. MDPI. *Journal Applied Sciences*, vol. 13, issue 20, p. 11192, 2023. DOI: 10.3390/app132011192.

88. Veza O., Larisang L., Setyabudhi A. L., Arifin N. Y., Agustini Sh. Simulation Modeling System in Determining the Amount of Oil Inventory. *Journal "Of Computer Networks Architecture and High-Performance Computing"*. Vol. 5, no. 1, pp.110-119. DOI:10.47709/cnahpc.v5i1.2009.

89. Калініна І.О., Гожий О.П., Шиян С.І., Нечахін В.В. Імітаційне моделювання систем зі складним стохастичним процесом обробки даних за допомогою кольорових мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2022. Вип. 6, № 143. С. 42-56. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-143-2022-04>.

90. Gozhyj A., Kalinina I., Shiyan S., Nechakhin V. Building a Fuel Measurement System Model based on Colored Petri Nets. *IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. Lviv, Ukraine. 19-21 October 2023. Publisher: IEEE. DOI: 10.1109/CSIT61576.2023.10324266.

91. Fecarotti C., Andrews J., Chen R. A Petri net approach for performance modelling of polymer electrolyte membrane fuel cell systems. *International Journal of Hydrogen Energy*. Vol. 41, Issue 28, 27 July 2016, pp. 12242-12260. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2016.05.138>.

92. Fecarotti C., Andrews J. Performance modelling of fuel cell systems through Petri nets. *Conference: 2016 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)*. DOI:10.1109/RAMS.2016.7448013.

93. Vasilyev A., Andrews J. D., Jackson L. M., Dunnett S. Reliability Modelling of PEM Fuel Cells with Hybrid Petri Nets. 2017. figshare. <https://hdl.handle.net/2134/24508>.

94. Mashkov, V., Lytvynenko, V., Lurie, I. Modeling and Simulating Mutual Testing in Complex Systems by Using Petri Nets. *International Journal of Image Graphics and Signal Processing*, 2023, vol. 15, no. 6, pp. 81–93. DOI: 10.5815/ijigsp.2023.06.07.

95. Pukach A., Teslyuk V.M. Analysis of Software Complexes Support Automation Impact Factors with Usage of Colored Petri Nets. *Journal Information systems and networks*. SISN. 2024. Vol. 16, pp. 88 – 103. DOI: 10.23939/sisn2024.16.088.

96. Neyezhnikov P., Narodnytskyi G. New approaches to accounting petroleum and petroleum products in Ukraine. *Ukrainian Metrological Journal*. 2019. No. 2. P. 64–68. DOI: 10.24027/2306-7039.2.2019.174248.

97. Trufanov Y. S., Mitroshin V. N. The Criterion of Permissible Deviations Accounting Batches of Petroleum Products. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020. Vol. 753. P. 082019. DOI: 10.1088/1757-899x/753/8/082019.

98. Khlebnikova E., *et al.* Optimal economic operation of liquid petroleum products pipeline systems. *AIChE Journal*. 2021. DOI: 10.1002/aic.17124.

99. Shilyanshki G., *et al.* Spatial distributions of magnetostriction, displacements and noise generation of model transformer cores. *International Journal of Mechanical Sciences* Vol. 118, November 2016, pp. 188-194. DOI: 10.1016/j.ijmecsci.2016.09.022.

100. Pedro M. Foyo G., *et al.* Requirements analysis of automated projects using uml/Petri nets. *21st International Congress of Mechanical Engineering*. Proceedings of COBEM 2011. October 24-28, 2011, Natal, RN, Brazil.

101. Fecarotti C., *et al.* Performance Modelling of Fuel cells Systems Through Petri Nets. *Hydrogen and Fuel Cell SUPERGEN Researcher Conference University of Birmingham*. Proceedings of HFCS. December 2014.

102. Шиян С.І., Калініна І.О. Імітаційна модель системи вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ на основі колірних мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 3, № 164. С. 3-13. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-162-2026-03>.

103. Калініна І. О., Шиян С. І. Моделювання системи вимірювання палива за допомогою кольорових мереж Петрі. *«Могилянські читання-2023. Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти»*. Всеукр. наук.-метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні

науки. Технічні науки. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2023. С. 471-474. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1869>.

104. Шиян С. І., Особливості побудови інтелектуальної системи контролю параметрів ПММ. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 4–5 грудня 2025 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2026. С. 54-57. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3054>.*

105. Шиян С.І. Імітаційна модель багатоканальної системи зберігання паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології», Дніпро. 2026. Вип. 2, № 163. С. 49-59. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-163-2026-05>.*

106. Шиян С. І. Перспективи застосування кольорових мереж Петрі до моделювання систем вимірювання та зберігання полива на судні. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 2–4 грудня 2024 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 46-48. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1661>.*

107. Obikoya G.D. Design, construction, and implementation of a remote fuel-level monitoring system. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. 2014, vol. 76. DOI:10.1186/1687-1499-2014-76.

108. Patel R., Pungalia H., Mahajan S. Flow Meter and Arduino Based Fuel Gauge for Automotive Vehicles. *Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE)* e-ISSN: 2278-1684, vol. 13, issue 5, Ver. VII, 2016, pp. 85-92.

109. Reynolds G. The reduction of GHG emissions from shipping – A key challenge for the industry. *World Maritime Technology Conference (WMRC)*, Mumbai, 2009, pp. 21-24.
110. Kim A-R., Seo Y-J. The reduction of SO_x emissions in the shipping industry: The case of Korean companies. *Marine Policy*, vol. 100, 2019, pp. 98-106.
111. Safaei A. A., Ghassemi H., Ghiasi M. VLCC's fuel consumption prediction modeling based on noon report and automatic identification system. *Cogent engineering*, 2019, vol. 6, p. 1595292. DOI: 10.1080/23311916.2019.1595292.
112. Bialystocki N., Konovessis D. On the estimation of ship's fuel consumption and speed curve: A statistical approach". *Journal of Ocean Engineering and Science*. Vol. 1, no. 2, 2016, pp. 157-166.
113. Kee K.-K., Simon B.-Y. L. Cloud-Based IoT Solution for Predictive Modeling of Ship Fuel Consumption. *ICSCA '19: Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications*. 2019, pp. 44 - 49. DOI: 10.1145/3316615.3316710.
114. Yuan J., Nian V. Ship Energy Consumption Prediction with Gaussian Process Metamodel. *Energy Procedia*, vol. 152, 2018, pp. 655-660.
115. Young-Rong K., Min J., Jun-Bum P. Development of a Fuel Consumption Prediction Model Based on Machine Learning Using Ship In-Service Data. MDPI, *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no 2, 2021, p.137; DOI: 10.3390/jmse9020137.
116. Eddaoudi Z., Aarab Z., Boudmen K., Elghazi A., Rahmani M. D. A Brief Review of Energy Consumption Forecasting Using Machine Learning Models. *Procedia Computer Science*, vol. 236, no. 2024, pp. 33-40. DOI: 10.1016/j.procs.2024.05.001.
117. Zwart R. H., Bogaard J., Kana A. A. A Grey-box model approach using noon report data for trim optimization. *International Shipbuilding Progress*, vol. 70, no. 1, 2023, pp. 41-63. DOI: 10.3233/ISP-2200.

118. Kılıç A., Yolcu M., Kılıç F., Bilgili L. Assessment of ship emissions through cold ironing method for Iskenderun Port of Turkey. *Environmental Research and Technology*, vol. 3, no. 4, 2020 pp. 193-201. DOI: 10.35208/ert.794595.
119. Czermanski E., Cirella G. T., Oniszczyk-Jastrzabek A., Pawłowska B., Notteboom T. An Energy Consumption Approach to Estimate Air Emission Reductions in Container Shipping. *Energies*, 2021, vol. 14, p. 278. DOI: 10.3390/en14020278.
120. Wu X., Zhang Y., Chen Y. A Dynamic Programming Model for Joint Optimization of Electric Drayage Truck Operations and Charging Stations Planning at Ports. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 24, no. 11, 2023, pp. 11710-11719. DOI: 10.1109/TITS.2023.3285668.
121. Corbett J. J., Winebrake J. J., Green E. H., Kasibhatla P., Eyring V., Lauer A. Mortality from ship emissions: A global assessment. *Environmental Science & Technology*. Vol. 41, no. 24, 2008, pp. 8512-8518. DOI: 10.1021/es071686z.
122. Schrooten L., De Vlieger I., Panis L. I., Chiffi C., Pastori E. Emissions of maritime transport: A European reference system. *Science of the Total Environment*, vol. 408, no. 2, 2009, pp. 318-323.
123. Zaccone R., Ottaviani E., Altosole M. Ship voyage optimization for safe and energy-efficient navigation: A dynamic programming approach. *Ocean Engineering*, vol. 153, no. 1, 2018, pp. 215-224. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2018.01.100.
124. Lang X., Wang H., Mao W., Osawa N. Impact of ship operations aided by voyage optimization on a ship's fatigue assessment. *Journal of Marine Science and Technology*, vol. 26, 2021, pp. 750–771.
125. Wang H., Lang X., Mao W. Voyage optimization combining genetic algorithm and dynamic programming for fuel/emissions reduction. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 90, 2021, p. 102670. DOI: 10.1016/j.trd.2020.102670.

126. Perez H. M., Chang R., Billings R., Kosub T.L. Automatic identification systems (AIS) data use in marine vessel emission estimation. *18th Annual International Emission Inventory Conference*, Baltimore, Maryland, 2009.
127. Tian Y., Ren L., Wang H., Li T., Yuan Y., Zhang Y. Impact of AIS Data Thinning on Ship Air Pollutant Emissions Inventories. *Atmosphere*, vol. 13, np. 7, 2022, p. 1135. DOI: 10.3390/atmos13071135.
128. Sheng-Long K., Wu-Hsun C., Chao-Wei C. AIS-Based Scenario Simulation for the Control and Improvement of Ship Emissions in Ports. *J. Mar. Sci. Eng.* vol. 10, no. 2, 2022, p. 129. DOI: 10.3390/jmse10020129.
129. Kalinina I., Gozhyj A., Chorna V., Gozhyi V., Shiyan S. System of modeling and forecasting real estate prices based on machine learning methods. *CIAW-2025: Computational Intelligence Application Workshop*, September 25-27, 2025, Lviv, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4110/paper2.pdf. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4110/>
130. Калініна І. О., Гожий О. П., Шиян С. І. Інтелектуальна система прогнозування цін на нерухомість на основі ансамблевих методів машинного навчання. «Могиллянські читання-2025. Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти». Всеукр. наук.-метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні науки. Технічні науки. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 263-269. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3066>.
131. Uyanik T., Kalenderli O., Arslanoglu Y. Ship Fuel Consumption Prediction with Machine Learning. 4th International Mediterranean Science and Engineering Congress. (IMSEC 2019) April 25-27, 2019, Turkey, pp. 1-7.
132. Mehregan M.-R., Kazemi A., Shakouri H. A Fuzzy Linear Programming Model for Allocation of Oil and Gas Resources in Iran with the aim of Reducing the Greenhouse Gases. *Environmental Progress and Sustainable Energy*. 201332(3), 2013, pp. 854-860. DOI: 10.1002/ep.11692.

133. Shi H., Miao K., Ren X. Short-term load forecasting based on CNN-BiLSTM with Bayesian optimization and attention mechanism. *Concurrency and Computation. Practice and Experience*, vol. 35, issue17, special issue: WSCAD 2020. PDCAT 2020/PDCAT-PAAP 2020. 2023. DOI: 10.1002/cpe.6676.
134. Wang Y., Guo P., Ma N., Liu G. Robust Wavelet Transform Neural-Network-Based Short-Term Load Forecasting for Power Distribution Networks. *MDPI, Sustainability*, vol. 156 no. 1, 2023, p. 296. DOI: 10.3390/su15010296.
135. Prousaloglou P., Kyriakopoulou-Roussou M.-Ch., Stavroulakis P. J., Tsioumas V., Papadimitriou S. Artificial intelligence in the service of sustainable shipping. *Journal of Ocean Engineering and Marine Energy*, vol. 11, 2025, pp. 621-653. DOI: 10.1007/s40722-025-00390-0.
136. Yang-Rong K., Min J., Jun-Bum P. Development of a machine learning-based fuel consumption prediction model using ship operation data. *MDPI, Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no. 2, 2021, p. 137. DOI: 10.3390/jmse9020137.
137. Torkzadeh R., Mirzaei A., Mirjalili M. M., Anaraki A. S., Sehhati M. R., Behdad F. Medium term load forecasting in distribution systems based on multi linear regression and principal component analysis: A novel approach. *19th Conference on Electrical Power Distribution Networks (EPDC)*, 2009, Tehran, Iran.
138. Sun X., Ouyang Z., Yue D. Short-term load forecasting based on multivariate linear regression. *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, Beijing, China. 2017, pp. 26-28. DOI: 10.1109/EI2.2017.8245401.
139. Taghizadeh M. R., Shakouri G. H., Menhaj M. B., Mehregan M. R., Kazemi A. Design of a multi-level fuzzy linear regression model for forecasting transport energy demand: A case study of Iran. *International Conference on Computers and Industrial Engineering*, Troyes, France, 2009, pp. 1757-1762.
140. Karatuğ C., Arslanoğlu Y. Analysis of ship fuel consumption through multiple linear regression. *5th International Mediterranean Science and Engineering*

Congress (IMSEC 2020). Conference Paper. 2020, pp. 268-271, paper ID:153. Alanya, Antalya / TÜRKİYE.

141. Bidyuk P., Kalinina I., Gozhyj A., Gozhyi V., Shiyan S. An approach to combining forecasts when solving machine learning problems. *MoMLeT-2025: 7th International Workshop on Modern Machine Learning Technologies*, June, 14, 2025, Lviv-Shatsk, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4004/paper2.pdf/. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4004/>.

142. Калініна І.О., Гожий О.П., Шиян С.І., Нечахін О.П. Синтез параметрів нелінійної прогновної моделі за допомогою генетичного алгоритму. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2023. Вип. 2, № 145. С. 66-75. DOI: 10.34185/1562-9945-2-145-2023-07.

143. Kalinina I., Gozhyj A., Gozhyi V., Shiyan S. Improving the architecture of a two-level heterogeneous ensemble for solving machine learning problems. *Proceedings of the Intelligent Systems Workshop at 9th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (CoLInS-2025)*. Kharkiv, Ukraine, May 15-16, 2025. CEUR-WS.org/Vol-3983/paper12.pdf/. DOI: 10.31110/COLINS/2025-2/012. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3983/>.

ДОДАТКИ
ДОДАТОК А
Опис набору даних

DATE: 01.07.2024		TIME: 08:00:00								
Draft: For'd		6,65	Aft	7,95	Trim	1,30				
MARINE FUEL OIL										
TANK №	Sounding cm	Gross Observed Volume CU.M	DENSITY at 15 C (vac)	Observed TEMP °C	TABLE 54B VCF	Gross Standard Volume CU.M	TABLE 56 WCF	WEIGHT MT (in air)	85% Tank Capacity in cu.m	
	1	2	3	4	5	6=2x5	7	8=3x6x7	(will not be printed)	
Heavy fuel oil tank №7 HFOT P/S	540	67,44	0,9682	29	0,9900	66,766	0,99885	64,57	120	
Heavy fuel oil tank №9 HFOT Stbd/S	624	93,63	0,9682	29	0,9900	92,694	0,99885	89,64	129	
Settling tank №5 HFOT P/S	197	11,07	0,9682	70	0,9605	10,633	0,99885	10,28	11,33	
Service tank №6 HFOT P/S	52	3,74	0,9682	80	0,9532	3,565	0,99885	3,45	14,69	
TOTAL: IFO		175,88						167,94	275,02	
▶ 01.07.2024		02.07.2024	03.07.2024	04.07.2024	05.07.2024	06.07.2024				

Рисунок А.1 – Фрагмент звіту регулярного збору даних про рівень та кількість палива в танках на 01.07.2024 (частина 1) [2,7]

MARINE DIESEL OIL										
TANK №	Sounding cm	Gross Observed Volume CU.M	DENSITY at 15 C (vac)	Observed TEMP °C	TABLE 54B VCF	Gross Standard Volume CU.M	TABLE 56 WCF	WEIGHT MT (in air)	85% Tank Capacity in cu.m	
	1	2	3	4	5	6=2x5	7	8=3x6x7	(will not be printed)	
Marine diesel oil tank №4 P/S MDO	223	31,76	0,8505	24	0,9925	31,522	0,99875	26,78	34,64	
Marine diesel oil tank №8 MDO Stb/S	206	28,88	0,8505	24	0,9925	28,663	0,99875	24,35	34,64	
Marine Diesel Oil Settling Tank №3 MDO P/S	89	2,84	0,8505	30	0,9873	2,804	0,99875	2,38	8,97	
Marine Diesel Oil Service Tank №1 MDO P/S	118	4,56	0,8364	31	0,9864	4,498	0,99875	3,76	9,43	
Marine Diesel Oil Servisw №2 MDO P/S	105	3,37	0,8364	30	0,9873	3,327	0,99875	2,78	8,49	
EDG Tank MDO	128	0,77	0,8364	25	0,9915	0,763	0,99865	0,64		
BOILER Tank MDO	78	0,31	0,8364	21	0,9949	0,308	0,99865	0,26		
TOTAL: MDO		72,49						60,94	96,17	
▶ 01.07.2024		02.07.2024	03.07.2024	04.07.2024	05.07.2024	06.07.2024				

Рисунок А.2 – Фрагмент звіту регулярного збору даних про рівень та кількість палива в танках на 01.07.2024 (частина 2)

ДОДАТОК Б
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у виданнях, що входять до Переліку фахових наукових видань України:

1. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Нечахін В.В. Імітаційне моделювання систем зі складним стохастичним процесом обробки даних за допомогою кольорових мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2022. Вип. 6, № 143. С. 42-56. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-143-2022-04>. ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).
2. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Гожий В.О., Пастернак Л.Ю. Інтелектуальна система прогнозування параметрів паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 1, № 162. С. 3-14. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-162-2026-01>. ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).
3. Калініна І.О., Гожий О.П., **Шиян С.І.**, Нечахін О.П. Синтез параметрів нелінійної прогнозувальної моделі за допомогою генетичного алгоритму. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2023. Вип. 2, № 145. С. 66-75. DOI: [10.34185/1562-9945-2-145-2023-07](https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-145-2023-07). ISSN 2707-7977. (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).
4. **Шиян С.І.** Імітаційна модель багатоканальної системи зберігання паливно-мастильних матеріалів. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 2, № 163. С. 49-59 DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-163-2026-05>. ISSN 2707-7977 (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).
5. **Шиян С.І.**, Калініна І.О. Імітаційна модель системи вимірювання фізико-хімічних параметрів ПММ на основі колірних мереж Петрі. *Регіональний міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології»*, Дніпро. 2026. Вип. 2, № 164. С. 1-10. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-164-2026-06>. ISSN 2707-7977 (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).

міжвузівський збірник наукових праць «Системні технології», Дніпро. 2026. Вип. 3, № 164. С. 3-13. DOI: <https://doi.org/10.34185/1652-9945-3-164-2026-01>. ISSN 2707-7977 (Реєстр наукових фахових видань України, категорія Б).

Статті у матеріалах міжнародних конференцій, які індексуються у наукометричних базах Scopus та/або Web of Science

6. Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Gozhyi Victor, **Shiyan Sergii**. Improving the architecture of a two-level heterogeneous ensemble for solving machine learning problems. *Proceedings of the Intelligent Systems Workshop at 9th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (CoLInS-2025)*. Kharkiv, Ukraine, May 15-16, 2025. CEUR-WS.org/Vol-3983/paper12.pdf/. DOI: 10.31110/COLINS/2025-2/012. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3983/>. (стаття індексується у Scopus, DBLP, Web of Science, Google Scholar).
7. Gozhyj Aleksandr, Kalinina Irina, **Shiyan Sergii**, Nechakhin Vladyslav. Building a Fuel Measurement System Model based on Colored Petri Nets. 2023 *IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. Lviv, Ukraine. 19-21 October 2023. Publisher: IEEE. DOI: 10.1109/CSIT61576.2023.10324266. ISSN: 2766-3639. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10324266>. (Стаття індексується у Scopus).

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Статті та тези доповідей у збірниках праць міжнародних та всеукраїнських науково-методичних та науково-практичних конференціях

8. Bidyuk Peter, Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Gozhyi Victor, **Shiyan Sergii**. An approach to combining forecasts when solving machine learning problems. MoMLLeT-2025: *7th International Workshop on Modern Machine Learning Technologies*, June, 14, 2025, Lviv-Shatsk, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4004/paper2.pdf/. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4004/>. (Стаття індексується у Scopus).

9. Kalinina Irina, Gozhyj Aleksandr, Chorna Viktoria, Gozhyi Victor and **Shiyan Sergii**. System of modeling and forecasting real estate prices based on machine learning methods. CIAW-2025: *Computational Intelligence Application Workshop*, September 25-27, 2025, Lviv, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4110/paper2.pdf. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4110/> (*Стаття індексується у Scopus*).
10. Gozhyj Aleksandr, Kalinina Irina, **Shiyan Sergii**, and Gozhyi Victor. Forecasting based on machine learning methods in the fuel monitoring system. AIT&AIS'2025: *1st International Scientific Workshop on Applied Information Technologies and Artificial Intelligence Systems*, December 18–20 2025, Chernivtsi, Ukraine. CEUR-WS.org/Vol-4160/paper4.pdf.
11. Калініна І. О., **Шиян С. І.** Моделювання системи вимірювання палива за допомогою кольорових мереж Петрі. «Могілянські читання-2023. Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти». *Всеукр. наук.-метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні науки. Технічні науки*. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2023. С. 471-474. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1869>.
12. **Шиян С. І.** Перспективи застосування кольорових мереж Петрі до моделювання систем вимірювання та зберігання полива на судні. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 2–4 грудня 2024 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 46-48. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/1661>.*
13. Калініна І. О., Гожий О. П., **Шиян С. І.** Інтелектуальна система прогнозування цін на нерухомість на основі ансамблевих методів машинного навчання. «Могілянські читання-2025. Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти». *Всеукр. наук.-*

метод. конф. Тези доповідей. Комп'ютерні науки. Технічні науки. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2025. С. 263-269. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3066>.

14. **Шиян С. І.**, Особливості побудови інтелектуальної системи контролю параметрів ПММ. *Інтелектуальні інформаційні системи: матеріали всеукр. наук.-практ. конф. молодих вчених, аспірантів, студентів: 4–5 грудня 2025 р., м. Миколаїв: тези / М-во освіти і науки України; ЧНУ ім. Петра Могили; Ф-т комп. наук; Каф. інтелект. інформ. систем. – Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2026. С. 54-57. Режим доступу: <https://dspace.chmnu.edu.ua/jspui/handle/123456789/3054>.*

ДОДАТОК В

Акти впровадження та використання результатів дисертаційної роботи.



ТОВ «ТОРГІВЕЛЬНА КОМПАНІЯ «ЮВЕНТА»
 Юр. адреса: 65012, м. Одеса, вул. Катерининська, б.87
 Факт. адреса: 65031, м. Одеса, вул. Миколи Боровського, 28 Д
 тел./факс: +380 (482) 346-312
 тел.: +380 (482) 331-764
 E-mail: yuventa@yuventa.com
<http://www.yuventa.com>

АКТ

Впровадження результатів науково-технічної розробки: «Моделі методи і інформаційна технологія моніторингу параметрів пально-мастильних матеріалів (ПММ) в ємностях закритого типу»

Даний Акт свідчить про те, що результати досліджень Шияна С.І. (Чорноморський національний університет ім.П.Могили), які присвячені розробці нових інформаційних технологій та методів моніторингу параметрів пально-мастильних матеріалів (ПММ) в ємностях закритого типу, та завдань моделювання систем зі складним стохастичним процесом обробки даних, призначені для вдосконалення елементів систем вимірювання та при розробці моделей складних систем і процесів.

Результати науково-дослідної розробки, що отримані при проведенні досліджень, у вигляді імітаційної моделі системи вимірювання рівня палива у закритих ємностях, на основі кольорових мереж Петрі, були використані при удосконаленні елементів системи вимірювання, створення аналітичної та звітної документації. Апробація отриманих результатів була здійснена в технічному та аналітичному підрозділах при створенні макетів елементів приладів вимірювання, а також при складанні звітів та аналітичних досліджень ринку.

Цей акт не є документом для фінансових розрахунків.

Керівник підприємства _____



Олександр ПЕРОВ

АКТ

Впровадження результатів науково-технічної розробки: «Моделі методи і інформаційна технологія моніторингу параметрів пально-мастильних матеріалів (ПММ) в ємностях закритого типу»

Даний Акт свідчить про те, що результати досліджень Шияна С.І. (Чорноморський національний університет ім.П.Могили), які присвячені розробці нових інформаційних технологій та методів моніторингу параметрів пально-мастильних матеріалів (ПММ) в ємностях закритого типу, придатні для вдосконалення елементів систем вимірювання та для розробки моделей складних систем і процесів.

Науково-дослідна робота проводилася на судні «**SOPHIA I**» (IMO: 9546007) під час експлуатації судової енергетичної установки в умовах плавання між портами Чорного, Середземного та Балтійського морів. Результати науково-дослідної розробки представлені у вигляді імітаційної моделі системи зберігання, підготовки та подачі палива на судові енергетичні установки на основі кольорових мереж Петрі. Данні моделювання були використані при удосконаленні елементів системи вимірювання, створення аналітичної та звітної документації. Апробація отриманих результатів була здійснена в технічному та аналітичному підрозділах при створенні макетів елементів приладів вимірювання, а також при складанні звітів та аналітичних досліджень ринку.

Цей акт не є документом для фінансових розрахунків.

15.04.2025

Master
m/v "SOPHIA I"



O. Bielousov

ЗАТВЕРДЖУЮ
Перший проректор Чорноморського
національного університету ім. Петра
Могили, професор
Юрій КОТЛЯР
« 22 »  2026 р.



АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Шиян С. І. на тему «Моделі, методи і інформаційна технологія моніторингу параметрів
паливно-мастильних матеріалів у системах їх зберігання» в навчальний процес
Чорноморського національного університету ім. Петра Могили
на кафедрі Інтелектуальних інформаційних систем

Основні наукові та практичні результати дисертаційної роботи Шиян С. І. застосовуються у навчальному процесі на кафедрі інтелектуальних інформаційних систем ЧНУ ім. Петра Могили в курсі лекційних та практичних занять при викладанні дисциплін «Методи та системи машинного навчання» (нормативна), «Інтелектуальні технології аналізу та попередньої обробки даних» (нормативна), «Методи та візуальні технології імітаційного моделювання» (вибіркова) студентам спеціальності F3 «Комп'ютерні науки» за другим (магістерським) рівнем вищої освіти.

У процес викладання дисципліни «Методи та системи машинного навчання» введені такі теми, які містять матеріали роботи здобувача:

- Етапи проекту МН (робота з реальними даними; отримання даних; підготовка даних для алгоритмів МН).
- Вибір та навчання моделі даних. Налаштування моделей даних (методи попередньої обробки даних; налаштування моделей даних; приклади вирішення прикладних завдань).

У процес викладання дисципліни «Інтелектуальні технології аналізу та попередньої обробки даних» введена тема «Методи попередньої обробки часових рядів», яка містить матеріали роботи здобувача, а також набір реальних даних, які сформовані на основі звітності про надання паливно-мастильних матеріалів сервісними компаніям.

У процес викладання дисципліни «Методи та візуальні технології імітаційного моделювання» введені такі теми, які містять матеріали роботи здобувача:

- Можливості програми *CPN Tools* при моделюванні процесів з урахуванням часу.
- Можливості *CPN Tools* при побудові моделей з вкладеними компонентами.

Лекційні матеріали та методичні матеріали для виконання практичних робіт розміщені в модульному об'єктно-орієнтованому динамічному навчальному середовищі Moodle3 ЧНУ ім. Петра Могили та можуть бути використані у подальшому освітньому процесі як за очною або заочною формою навчання.

Завідувач кафедри інтелектуальних
інформаційних систем,
к-т техн. наук, доцент



Євген СІДЕНКО

Гарант ОПП F3 Комп'ютерні науки
за другим (магістерським) рівнем ВО,
д-р техн. наук, професор



Олександр ГОЖИЙ