

І.О. Калініна, О.П. Гожий, С.І. Шиян, В.О. Гожий, Л.Ю. Пастернак  
**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ  
ПАЛИВНО-МАСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ**

*Анотація.* У статті розглядається інтелектуальна система прогнозування для моніторингу об'ємів палива на судні. Система вирішує такі завдання моніторингу: аналіз та оцінка даних, побудова моделей та прогнозування значень для прийняття рішень. 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. У підсистемі прогнозування передбачено модуль комбінування прогнозних значень, який реалізує сім різних методів комбінування прогнозних значень. У більшості випадків комбінування допомагає покращити якість прогнозів. В експериментальній частині дослідження розглядається проблема прогнозування обсягів можливого заповнення систем зберігання паливом на основі звіту про регулярний збір даних про рівень та кількість палива в резервуарах на судні. Для прогнозування використовувалися такі методи машинного навчання: моделі ARIMA/SARIMA, експоненціальне згладжування, регресійні нейромережіві моделі та BSTS-моделі. Оцінка якості отриманих прогнозних значень проводилася за допомогою наступних метрик якості: MAE, MSE, RMSE. Інформаційна система дозволяє отримувати високоякісні прогнози кількості палива для резервуарів різних типів, а також узагальнені показники.

*Ключові слова:* Інтелектуальна система прогнозування, методи машинного навчання, моніторинг палива, комбінування прогнозних значень.

**Вступ.** Розвиток сучасних технологій керування складними технічними об'єктами та системами дали розвиток спеціалізованим методам спостереження, методам аналізу, які постійно збирають, обробляють та оцінюють інформацію, дані 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 об'єктів інших галузей на основі постійних спостережень. В рамках системи спостережень відбувається контроль за об'єктом, оцінювання стану 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.

Моніторинг паливної системи – 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. Моніторинг може відбуватися в реальному часі або періодично, дозволяючи оцінювати динаміку змін та певні тенденції. Сучасні системи моніторингу паливної системи будуються на основі вбудованих систем, які використовують датчики та загальну шину (наприклад: CAN) для передачі даних, або за допомогою зовнішніх систем управління паливом, які поєднують GPS-відстеження з датчиками рівня палива, витратами та програмним забезпеченням [1,2]. У ширшому сенсі це також включає бортові моніторингові системи, які перевіряють співвідношення повітря-паливо та виявляють несправності в системах зберігання палива та паливно-мастильних систем двигунів.

Але існуючі методи моніторингу палива 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. Навіть сучасні телеметричні системи, що збирають великі обсяги даних, здебільшого виконують функцію реєстрації та базової звітності, але не надають інструментів для глибокого аналізу причин витрат. Це підвищує ризик фінансових втрат через технічні несправності, неефективну експлуатацію або несанкціоновані дії.

**Постановка проблеми.** Мета даної роботи полягає в дослідженні методів прогнозування засобами машинного навчання при вирішенні задачі моніторингу на прикладі суднової паливної системи. Підвищення ефективності використання палива за рахунок розробки інформаційної системи прогнозування для вирішення завдань моніторингу на основі методів машинного навчання.

**Аналіз останніх досліджень.** 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 систем зберігання палива.

Актуальними технологіями моніторингу є бездротові системи моніторингу палива. В роботі [3] 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 поточ-

ний рівень дизельного палива в різних баках та керувати їм за допомогою мобільного додатку.

У роботі [4] 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 [5] було запропоновано проект, який використовував інтелектуальні пристрої для автоматизації вимірювання рівня палива, для більш точного контролю та 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, можливо, свідчаючи про зловживання або аномалії у мережі споживання палива.

В роботі [6] 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 [7] 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. Тому морська галузь зосереджена на ефективності використання палива за допомогою таких методів, як рекуперация відпрацьованого тепла, оптимізація завантаження, технічне обслуговування та ефективне проектування корпусу судна [8,9]. На додаток до всіх цих методів, використовується прогнозування споживання палива в рамках заходів з моніторингу, також важливе для оптимізації умов експлуатації судна.

Оперативне оцінювання споживання палива на суднах ускладнюється через мінливі експлуатаційні та екологічні умови, а також роботу силових та приводних систем представлено в роботі [10]. За останнє десятиліття для прогнозування енергоефективності суден були запропоновані різні методи економії палива. В одному з цих методів були досліджені фактичні дані зі звітів, пов'язані зі споживанням палива, та зроблена спроба прогнозувати споживання. Також була проведена оцінка споживання палива на основі прогнозів погоди для маршруту плавання суден за допомогою Автоматичної системи ідентифікації (AIS) [11]. Незважаючи на те, що існує багато досліджень на цю тему, зазвичай внутрішні та зовнішні фактори, такі як умови навколишнього середовища, вітер, хвилі, течії, оберти головного двигуна, швидкість судна тощо, нехтують.

Використання методів машинного навчання дозволяє значно підвищити ефективність. Так метод множинної лінійної регресії може бути використаний для знаходження зв'язку між кількома змінними, згаданими вище. Цей метод довів свою успішність завдяки використанню в різних програмах прогнозування. Наприклад, множинні лінійні регресії можна використовувати для знаходження зв'язку між змінними та, особливо, для оцінки споживання енергії [12].

**Розробка інформаційно-аналітичної системи прогнозування ПММ.** Структура системи прогнозування (рис. 1) представлена на рівні підсистем. Інформація по спостереженню за параметрами паливно-мастильних матеріалів (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 і 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 [13-15].

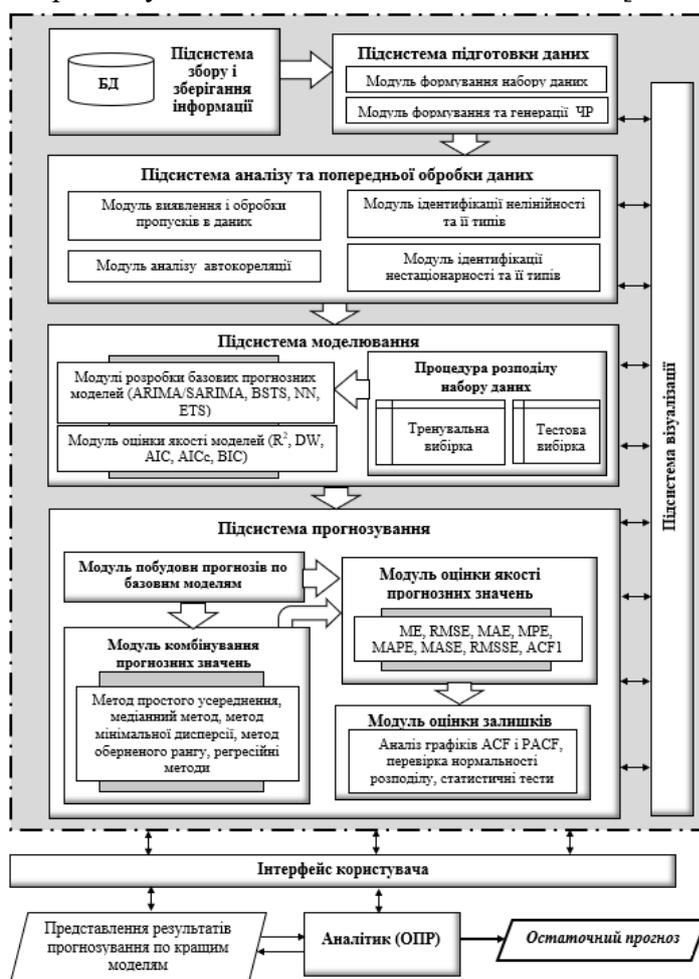


Рисунок 1 – Структура інтелектуальної системи прогнозування ПММ

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. 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. Але модуль комбінування прогнозних значень дозволяє за допомогою семи методів комбінування на основі прогнозних значень по базовим моделям отримати покращення прогнозів. 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 аналітику надаються результати прогнозування по кращим моделям для вибору остаточного прогнозу для обраного значення горизонту.

**Експериментальна частина.** Першим етапом прогнозування є процес підготовки даних. Джерелом даних в експериментальній частині роботи були реальні судові журнали, які формовані на основі звітності про надання паливно-мастильних матеріалів сервісними компаніям. Приклад одного з таких звітів представлено на рис. 2. 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
<b>TOTAL: IFO</b>		<b>175,88</b>						<b>167,94</b>	<b>275,02</b>
	<b>01.07.2024</b>	02.07.2024	03.07.2024	04.07.2024	05.07.2024	06.07.2024			

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

Для реалізації підсистеми підготовки даних інформаційної системи прогнозування розроблена блок-схема, яка наведена на рисунку 3. 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.

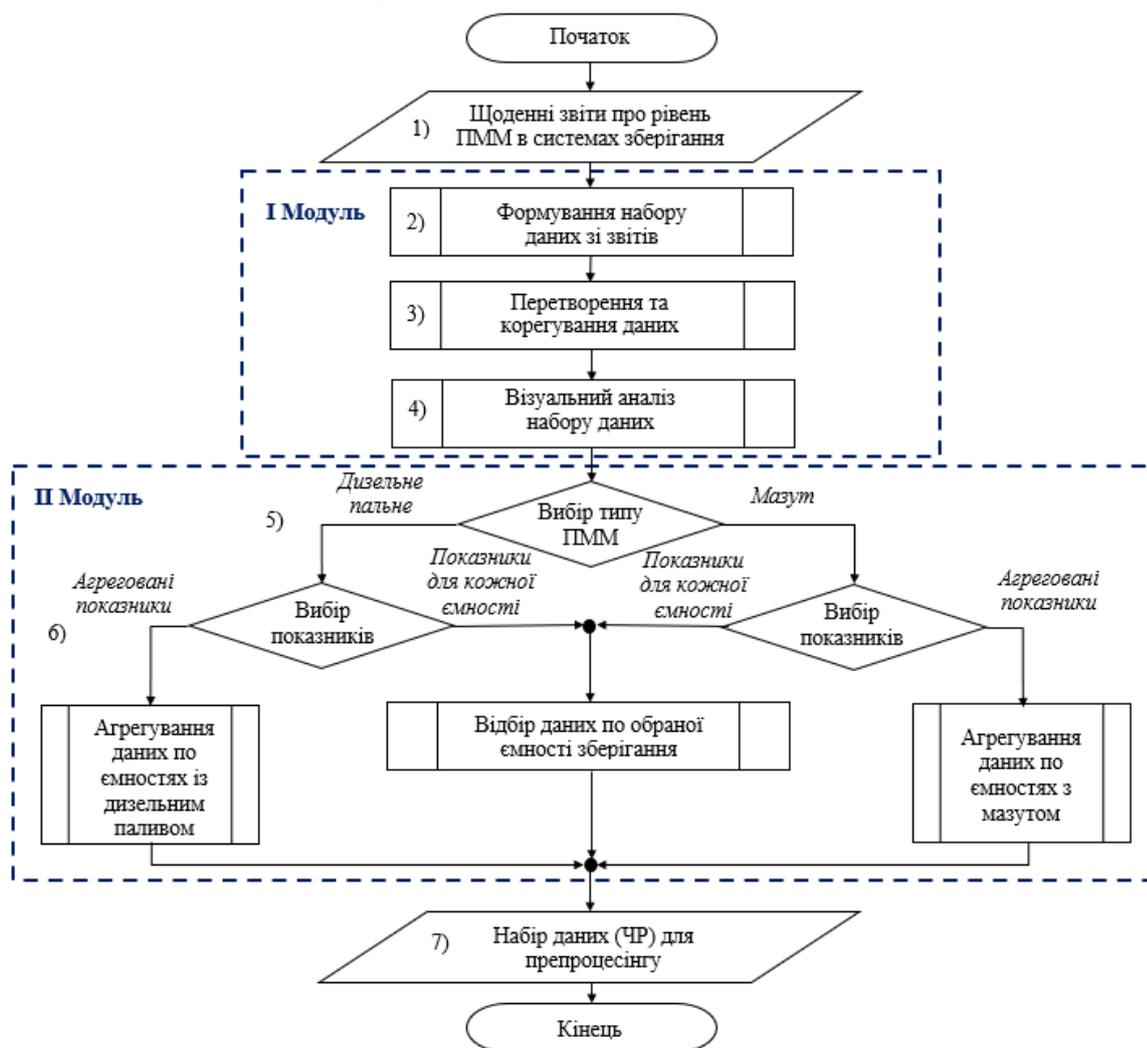


Рисунок 3 – Блок-схема підсистеми підготовки даних

Відповідно до алгоритму (рис. 3) 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 місткість танку з дизельним паливом для заправки. В результаті перевірки пропущених значень в наборі даних *diesel\_oil\_tank\_1* не виявлено.

STL-розкладання показує, що загальний тренд демонструє поступове спадання, а також компонента тренду сумісно з випадковими факторами формує загальну диспер-

сію даних. Сезонність помітно варіює у часі, що повторюється кожен тиждень, але дисперсія значень сезонності доволі низька. Аналіз автокореляції даних виявив помірний зв'язок між значеннями часового ряду на всіх дев'яти зсувах. Ступінь зв'язку між часовим рядом та його зсунутими копіями кількісно проаналізовано за допомогою графіків ACF та PACF. Значення ACF поступово зменшуються зі збільшення лагу, але затухання відбувається повільно. Це свідчить про наявність тренду в часовому ряді. Статистичні тести Дарбіна-Уотсона та Бройша-Готфрі на наявність автокореляції 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.

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

Як основні прогнозні моделі були розглянуті моделі ARIMA/SARIMA, моделі експоненційного згладжування, регресійні нейромережеві моделі та BSTS моделі. Для кожної моделі було підібрано структуру та знайдено параметри, при яких моделі мали найкращі показники якості передбачень на тестовому наборі даних. Графічне подання результатів моделювання та прогнозування з використанням базових прогнозних моделей представлено на рисунку 4. Для кожної моделі графіки демонструють прогнозування лише тестової частини часового ряду. У таблиці 1 подано значення метрик якості прогнозів після навчання та тестування кожної з базових прогнозних моделей.

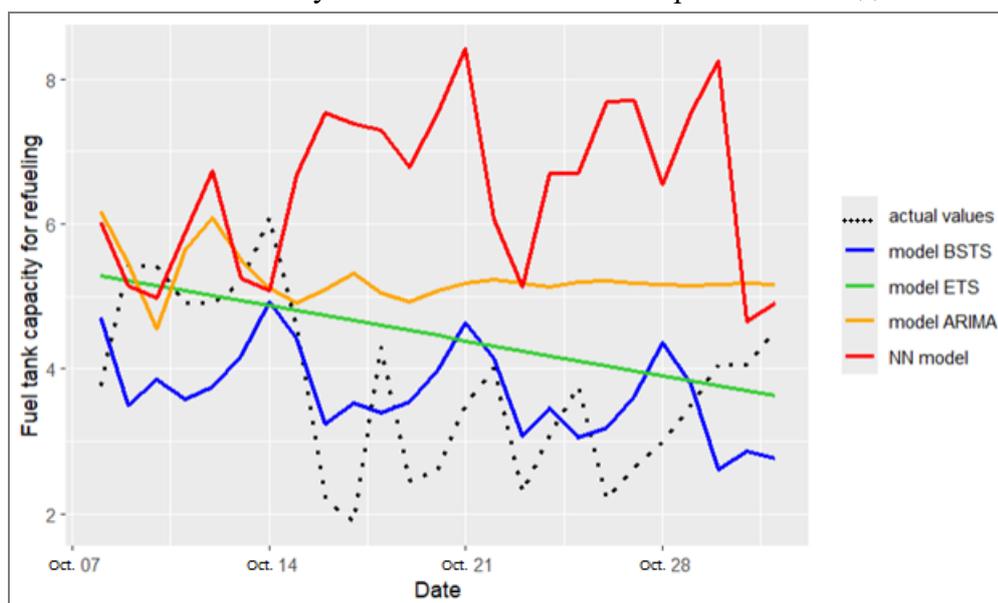


Рисунок 4 – Графіки фактичних обсягів можливої заправки дизельним паливом для танка № 1 на тестовій вибірці та прогнози з використанням найкращих моделей прогнозування

Таблиця 1

Таблиця оцінок якості прогнозу для тестової вибірки на основі найкращих моделей

№	Типи моделей	Метрики якості прогнозів		
		MSE	RMSE	MAE
1	<b>Модель BSTS (локальний рівень + тренд + тижнева сезонність)</b>	<b>1,3343</b>	<b>1,1551</b>	<b>1,0594</b>
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

Найкращі показники по метрикам якості отримано по BSTS моделі, це продемонстровано і на рис. 4 і по таблиці 1. Але в зв'язку зі складністю процесу, якій досліджувався, була потреба скористатись підходами по покращенню якості прогнозів. Тому були використані 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 2 представлено значення метрик якості прогнозів після комбінування прогнозних значень базових прогнозних моделей.

Таблиця 2

Оцінки точності прогнозу шляхом комбінації прогнозних значень для найкращих базових моделей

№	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 дисперсії	2,4205	1,5558	1,2558
4	<b>Модель методу зворотного рангу</b>	<b>0,8535</b>	<b>0,9238</b>	<b>0,6858</b>
5	Регресійна модель з коефіцієнтами, підібраними методом найменших квадратів	3,0357	1,7423	1,4338
6	<b>Регресійна модель з коефіцієнтами, вибраними методом найменшого абсолютного відхилення</b>	<b>0,7938</b>	<b>0,8910</b>	<b>0,7434</b>
7	<b>Модель, що базується на комбінації кількох регресійних моделей</b>	<b>0,8250</b>	<b>0,9083</b>	<b>0,7858</b>

В результаті порівняння метрик якості прогнозів з таблиць 1 і 2 можна побачити, що три з семи методів комбінування демонструють покращення якості прогнозів в порівнянні з результатами по BSTS моделі. Це результати використання методу оберненого рангу, методу на основі регресійної моделі з коефіцієнтами підібраними методом найменшого абсолютного відхилення і методу комбінування кількох регресійних моделей.

Графік залишків та діагностичне тестування на основі моделі комбінування прогнозів додатково підтверджують якість моделі тому, що модель перевірена на наявність автокореляції в залишках за допомогою тесту Бокса-Люнга, та гетероскедастичності. Нормальність розподілу залишків підтверджено за допомогою тесту Шапіро-Вілکا.

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 підвищення ефективності експлуатації ємностей в системах зберігання палива використовуються оцінка потреб в паливі по агрегованим показникам, окремо по типам палива (дизельному паливу та мазуту). Послідовність кроків для отримання прогнозів по агрегованим показникам повністю відповідає розробленої структурі інтелектуальної системи прогнозування ПММ (рис.1).

**Висновки.** У статті розглянуто прогнозування на основі методів машинного навчання для систем моніторингу палива на судні. 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.

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 BSTS моделі. Для покращення показників якості прогнозів в підсистемі прогнозування були вибрані 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 розглянуто завдання прогнозування обсягів можливого заповнення паливом танків в системі 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 в середньому на 20%. Інтелектуальна

система прогнозування дозволяє отримувати високоякісні прогнози кількості палива на судні для резервуарів різних типів.

#### ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Kalsi P., and Singh H., “Sensors Based Automotive vehicle for the detection of fuel level”. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 8(11), (2019): 1001-1004, doi:10.35940/ijitee.I7624.0981119.
2. Hüffmeier J., and Johanson M., “State-of-the-Art Methods to Improve Energy Efficiency of Ships”. *MDPI, J. Mar. Sci. Eng. Vol. 9(4)*, 447 (2021) <https://doi.org/10.3390/jmse9040447>.
3. 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) 4301-4306, doi.org/10.22214/ijraset.2024.62590.
4. 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.
5. Krishnasamy R., Aathi R., Jayapalan B., Karthikeyen K., and Nowfal M., “Automatic fuel monitoring system”, *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, issue 8 (2019) 348–352. doi:10.35940/ijrte.D1078.1284S219.
6. Obikoya G.D. “Design, construction, and implementation of a remote fuel-level monitoring system”, *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, (2014): 76. doi:10.1186/1687-1499-2014-76.
7. Patel R., Pungalia H., and Mahajan S., “Flow Meter and Arduino Based Fuel Gauge for Automotive Vehicles”, *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE)* e-ISSN: 2278-1684, volume 13, issue 5, Ver. VII (2016) 85-92.
8. Safaei A.A., Ghassemi H., and Ghiasi M., “VLCC’s fuel consumption prediction modeling based on noon report and automatic identification system”. *Cogent engineering* (2019), 6: 1595292 <https://doi.org/10.1080/23311916.2019.1595292>.
9. Bialystocki N., and Konovessis D., “On the estimation of ship's fuel consumption and speed curve: A statistical approach”. *Journal of Ocean Engineering and Science*. Vol. 1 (2), (2016) 157-166.
10. Young-Rong K., Min J., and 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(2), (2021) 137; <https://doi.org/10.3390/jmse9020137>.
11. Sheng-Long K., Wu-Hsun C., and Chao-Wei C., “AIS-Based Scenario Simulation for the Control and Improvement of Ship Emissions in Ports”. *J. Mar. Sci. Eng.* vol. 10(2), (2022) 129. <https://doi.org/10.3390/jmse10020129>.
12. Sun X., Ouyang Z., and 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) 26-28. doi: 10.1109/EI2.2017.8245401.
13. Bidyuk P., Kalinina I., Gozhyj A., Pikh I., Chorna V., and 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) 71-87, doi:10.1007/978-3-031-97529-5\_5.

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

15. Bidyuk P., Kalinina I., Gozhyj A., Gozhyi V., and 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.

Received 02.12.2025.

Accepted 08.12.2025.

### ***Intelligent system for predicting parameters of fuel and lubricants.***

*The article considers an intelligent forecasting system for monitoring fuel volumes on a ship. The system solves the following monitoring tasks: data analysis and evaluation, model building and forecasting values for decision-making. The information system consists of the following subsystems: information collection and storage subsystem, data preparation subsystem, data analysis and pre-processing subsystem, modelling subsystem and forecasting subsystem. The forecasting subsystem provides a forecast value combination module, which implements seven different methods of combining forecast values. In most cases, combination helps to improve the quality of forecasts. The experimental part of the study considers the problem of predicting the volumes of possible filling of fuel storage systems based on a report on regular data collection on the level and amount of fuel in the tanks on a ship. The following machine learning methods were used for forecasting: ARIMA/SARIMA models, exponential smoothing, regression neural network models and BSTS models. The quality assessment of the obtained forecast values was carried out using the following quality metrics: MAE, MSE, RMSE. The information system allows you to obtain high-quality fuel quantity forecasts for tanks of various types, as well as generalized indicators.*

*Keywords: Intelligent forecasting system, machine learning methods, fuel monitoring, combining forecast values.*

**Калініна Ірина Олександрівна** – професорка кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили, д.т.н., проф..

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8359-2045>

**Гожий Олександр Петрович** – професор кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили, д.т.н., професор.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3517-580X>

**Шиян Сергій Іванович** – аспірант кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9255-9511>

**Гожий Віктор Олександрович** – ст. викладач кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили, к.т.н.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5341-0973>

**Пастернак Лідія Юріївна** – студентка магістратури IT STEP університету, м. Львів.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-2172-0388>

**Kalinina Iryna Oleksandrivna** - Associate Professor of the Department of Intellectual Information Systems of the Black Sea National University named after Petra Mohyly, Ph.D., associate professor.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8359-2045>

**Gozhyj Oleksandr Petrovych** - professor of the Department of Intellectual Information Systems of the Black Sea National University named after Petra Mohyly, Doc.of Ing.Sc., professor.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3517-580X>

**Shiyan Serhii Ivanovych** – Postgraduate student of the Department of Intellectual Information Systems of the Black Sea National University named after Petera Mohyly.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9255-9511>

**Gozhyi Viktor Oleksandrovych** – Senior Lecturer at the Department of Intellectual Information Systems of the Petro Mohyla Black Sea National University, Candidate of Technical Sciences.

ORCID: 0000–0002–5341–0973

**Pasternak Lidiia Yuriivna** – Master's student at IT STEP University, Lviv city.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-2172-0388>