





UDC 656.61: 004.896

DOI: 10.31653/2306-5761.39.2026.39-52

INTELLIGENT DATA ANALYSIS FOR MITIGATING COMMERCIAL RISKS IN SEA AGENCY OPERATIONS

ДЕМПФУВАННЯ КОМЕРЦІЙНИХ РИЗИКІВ В АГЕНТУВАННІ МОРСЬКИХ СУДЕН ЗА ДОПОМОГОЮ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

I. Petrov¹ , D.Sc., professor, Deep Sea Captain, N. Rudnichenko² , Ph.D., associate professor, D. Shvedov² , graduate student, N. Shibaeva² , Ph.D., associate professor

І.М. Петров¹, д.т.н., професор, к.д.н., М.Д. Рудніченко², к.т.н, доцент, Д.В. Шведов², аспірант, Н.О. Шибасва², к.т.н, доцент

¹ National University "Odesa Maritime Academy", Ukraine

² Odesa Polytechnic National University, Ukraine

¹ Національний університет «Одеська морська академія», Україна

² Національний університет «Одеська політехніка», Україна

ABSTRACT

The article examines the development and implementation of an intelligent system for commercial risk analysis in sea agency operations based on a hybrid combination of deep learning methods. The relevance is determined by increasingly complex maritime commercial relations, high uncertainty, heterogeneous data, and the limited effectiveness of classical approaches to multidimensional risk assessment. The purpose of the study is to develop an intelligent system capable of integrating financial and operational time series, counterparty tabular data, and textual information to generate consistent predictive assessments of commercial risks. The proposed approach formalizes overall commercial risk as an aggregated nonlinear function of credit-counterparty, liquidity, operational-financial, and market-macroeconomic risk components. The system pipeline includes data collection, pre-processing, intelligent modeling, integration, and interpretation of results. Its analytical core combines recurrent neural networks, deep models for tabular data, and transformer architectures within a unified hybridization module. Experimental results demonstrate that the hybrid model outperforms individual approaches in forecasting accuracy and risk-state classification, as reflected in lower MAE and RMSE values and a higher area under the ROC curve. The results confirm the synergistic effect of integrating deep learning models and substantiate the feasibility of applying the system to support proactive managerial decision-making in sea agency companies.

Keywords: ensemble machine learning, deep learning, Sea Agency, decision support system, lightgbm, gradient boosting, operational risk mitigating, service-ergatic systems, stacking generalization, predictive analytics, port logistics.



Copyright© 2026 the Author(s).

This is an open access article under the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license.

Published by the National University "Odesa Maritime Academy".

Date received: 07-03-2026

Date accepted: 14-04-2026

Date published (online): 31-05-2026

Cite this article as: I. Petrov, N. Rudnichenko, D. Shvedov and N. Shibaeva, "Intelligent data analysis for mitigating commercial risks in sea agency operations," *Shipping & Navigation*, no. 39, pp. 39–52, 2026, doi: 10.31653/2306-5761.39.2026.39-52.

АНОТАЦІЯ

У статті розглянуто розроблення та впровадження інтелектуальної системи аналізу комерційних ризиків в операціях з агентування морських суден на основі гібридного поєднання методів глибокого навчання. Актуальність дослідження зумовлена ускладненням комерційних відносин у морській галузі, високим рівнем невизначеності, гетерогенністю даних і обмеженою ефективністю класичних підходів до оцінювання багатовимірних ризиків. Метою дослідження є розроблення інтелектуальної системи, здатної інтегрувати фінансові та операційні часові ряди, табличні дані про контрагентів і текстову інформацію для формування узгоджених прогнозних оцінок комерційних ризиків. Запропонований підхід формалізує загальний комерційний ризик як агреговану нелінійну функцію кредитно-контрагентського, ліквідного, операційно-фінансового та ринково-макроекономічного компонентів ризику. Конвеєр оброблення даних системи охоплює збирання даних, попередню обробку, інтелектуальне моделювання, інтеграцію та інтерпретацію результатів. Аналітичне ядро системи поєднує рекурентні нейронні мережі, глибокі моделі для табличних даних і трансформерні архітектури в єдиному модулі гібридизації. Експериментальні результати демонструють перевагу гібридної моделі над окремими підходами за точністю прогнозування та класифікації ризикових станів, що відображено у нижчих значеннях MAE і RMSE та вищій площі під ROC-кривою. Отримані результати підтверджують синергетичний ефект інтеграції моделей глибокого навчання та обґрунтовують доцільність застосування системи для підтримки проактивного управлінського прийняття рішень у компаніях з агентування морських суден.

Ключові слова: ансамблеве машинне навчання, морське агентування, система підтримки рішень, lightgbm, градієнтне підвищення, зменшення операційних ризиків, сервісні ергатичні системи, узагальнення стекування, прогнозна аналітика, портова логістика.

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок з важливими науковими або практичними завданнями

Актуальність дослідження зумовлюється системним ускладненням різноманітних відносин, більш за все комерційних, у сфері агентування морських суден (МС), що формується під впливом глобалізації морських перевезень, зростання регуляторних вимог, волатильності фрахтових ринків, підвищення вартості ресурсів та посилення конкуренції між агентськими компаніями. Діяльність морського агента (МА), як головного компонента сервісної ергатичної системи (СЕС) поєднує організаційні, правові та фінансові аспекти, які реалізуються в умовах високої невизначеності та асиметрії інформації між судновласниками, фрахтувальниками, портовими операторами, страховими компаніями та фінансовими установами. У таких умовах комерційні ризики набувають багатовимірного характеру і не можуть бути адекватно описані або оцінені за допомогою класичних однокритеріальних або лінійних моделей аналізу [1].

Комерційні ризики агентування МС проявляються на різних етапах операційного циклу та охоплюють ризики ліквідності, кредитні ризики контрагентів, валютні ризики, ризики затримок портових операцій, ризики штрафних санкцій за порушення контрактних умов, ризики коливання тарифів портових зборів, а також ризики, пов'язані з непередбачуваними подіями, включаючи технічні відмови, погодні умови та геополітичні обмеження. Кожен із зазначених ризиків має власну динаміку, різний ступінь впливу на фінансовий результат агентської діяльності та складні нелінійні взаємозв'язки з іншими чинниками. Традиційні методи аналізу, засновані на статистичних припущеннях про стаціонарність процесів та лінійність залежностей, не забезпечують достатньої точності та надійності прогнозів у таких умовах [2]. Проблема ускладнюється тим, що сучасна діяльність МА генерує значні обсяги гетерогенних даних, які включають фінансову звітність, транзакційні дані, контрактну документацію, часові ряди операційних показників, текстові описи подій, а також зовнішні макроекономічні та ринкові індикатори. Значна частина цієї інформації має

слабо структурований або неструктурований характер, що істотно обмежує можливості її використання у межах класичних аналітичних підходів. Водночас ігнорування таких даних призводить до втрати важливої інформації про приховані ризикові фактори та знижує якість управлінських рішень. Застосування методів автоматизації процесу аналізу даних, зокрема, підходів на базі впровадження елементів штучного інтелекту (ШІ) відкриває принципово нові можливості для інтелектуального аналізу комерційних ризиків у сфері морського агентування завдяки здатності таких моделей автоматично виявляти складні нелінійні залежності, інтегрувати різноманітні джерела даних та адаптуватися до зміни умов функціонування системи [3]. Проте використання окремих моделей машинного навчання у відриві одна від одної не дозволяє повною мірою врахувати багатокритеріальну природу комерційних ризиків та специфіку агентської діяльності, оскільки кожен тип моделей має обмежену сферу ефективного застосування.

У цьому контексті актуальною є наукова проблема розробки гібридного підходу до інтелектуального аналізу комерційних ризиків агентування МС, який базується на поєднанні кількох моделей інтелектуального аналізу даних з метою досягнення ефекту синергії. Наукова складність цієї задачі полягає у необхідності забезпечення коректної взаємодії моделей, уникнення дублювання інформації та мінімізації ризику перенавчання в умовах обмеженої кількості достовірних навчальних даних.

Особливої уваги в даному контексті потребує багатокритеріальний характер оцінювання комерційних ризиків у діяльності МА, оскільки прийняття управлінських рішень здійснюється з урахуванням кількох взаємопов'язаних цілей, серед яких мінімізація фінансових втрат, забезпечення стабільності грошових потоків, підтримка ділової репутації та дотримання контрактних і регуляторних вимог. Формалізація таких критеріїв у межах інтелектуальної системи потребує розробки відповідних механізмів узгодження прогнозів і оцінок, отриманих різними моде-

лями, а також методів інтерпретації результатів, що є критично важливим для практичного впровадження системи в діяльність агентських компаній [4].

Додатковим аспектом є необхідність підвищення прозорості та зрозумілості результатів аналізу фінансових ризиків. У зв'язку з цим постає наукова проблема інтеграції аналітичних моделей з методами інтерпретації та аналізу внеску окремих факторів у формування загального рівня фінансового ризику. Актуальність теми також визначається відсутністю спеціалізованих інтелектуальних систем, орієнтованих саме на фінансові ризики агентування МС з урахуванням галузевої специфіки. Більшість існуючих рішень у сфері фінансового ризик-менеджменту розроблені для банківського сектору або страхування і не враховують особливості морських операцій, такі як складна логістика портових процедур, залежність від міжнародних морських конвенцій та специфічні схеми розрахунків між учасниками перевізного процесу [5]. Адаптація загальних моделей без урахування цих факторів призводить до зниження точності оцінок та обмежує практичну цінність результатів. Таким чином, постановка проблеми в загальному вигляді полягає у необхідності створення науково обґрунтованої системи інтелектуального аналізу фінансових ризиків агентування морських суден, здатної інтегрувати багатокритеріальні показники діяльності морських агентів, обробляти великі обсяги гетерогенних даних та формувати надійні прогностичні оцінки в умовах невизначеності та динамічних змін зовнішнього середовища. Така система повинна базуватися на гібридному поєднанні моделей глибинного навчання, що дозволяє використовувати їх комплексні властивості та досягати синергетичного ефекту у процесі аналізу ризиків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій в контексті інтелектуального аналізу ризиків агентування

Аналіз останніх досліджень і публікацій у контексті інтелектуального аналізу ризиків агентування МС свідчить про фрагментарний

характер наявних наукових підходів та відсутність єдиної методологічної основи для комплексного врахування комерційної специфіки агентської діяльності. У більшості робіт, присвячених ризик-менеджменту в морській галузі, увага зосереджується або на загальних економічних ризиках судноплавства, або на логістичних та операційних ризиках портової інфраструктури, тоді як комерційні ризики агентування розглядаються побіжно та без урахування їх багатокритеріальної природи [6,7].

Значна частина досліджень базується на класичних економіко-математичних моделях, які використовують методи регресійного аналізу, сценарного прогнозування та експертних оцінок [1-5]. Перевагою таких підходів є їх відносна прозорість та простота інтерпретації результатів, що полегшує використання у практиці комерційного планування. Водночас обмеження цих методів проявляються у припущенні лінійності зв'язків між змінними та необхідності апріорного вибору ключових факторів ризику. У контексті агентування МС, де взаємодія комерційних показників з операційними та зовнішніми чинниками має складний нелінійний характер, такі моделі не забезпечують достатньої точності та адаптивності [8].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із застосуванням статистичних методів аналізу часових рядів для оцінювання фінансової стійкості та прогнозування грошових потоків у морській галузі. У цих роботах використовуються авторегресійні моделі, методи ковзних середніх та їх узагальнення. Перевагою зазначених підходів є здатність враховувати історичну динаміку показників та виявляти тренди. Проте їх недоліком є чутливість до структурних зламів та обмежена ефективність в умовах різких змін ринкової кон'юнктури, що є типовим для міжнародних морських перевезень та діяльності окремих МА та компаній. У сучасних публікаціях дедалі частіше розглядаються методи машинного та глибинного навчання (ГН) як засоби підвищення якості аналізу комерційних ризиків [9].

Зокрема, застосовуються алгоритми дерев рішень, випадкових лісів та методи опорних векторів. Їх перевагою є здатність моделювати нелінійні залежності та працювати з високо розмірними наборами даних без жорстких статистичних припущень. Разом з тим, у ряді робіт [6,8] ці методи використовуються для вирішення окремих підзадач, таких як класифікація ризикових контрагентів або оцінювання ймовірності дефолту, без інтеграції у комплексну систему багатокритеріального аналізу агентської діяльності. Крім того, такі моделі часто потребують ретельного відбору ознак та не завжди забезпечують стабільність результатів при зміні вхідних даних [10].

Дослідження, присвячені застосуванню ШНМ у комерційному аналізі морської галузі, зосереджуються переважно на прогнозуванні фрахтових ставок, аналізі ринкової кон'юнктури або оптимізації логістичних процесів [11]. Такі моделі демонструють високу здатність до апроксимації складних функціональних залежностей та адаптації до динамічних змін середовища. Однак у ряді наукових робіт [3,5,7,9,10] вони застосовуються як ізольований інструмент, без урахування специфіки комерційних ризиків агентування та без поєднання з іншими моделями аналізу. Це обмежує можливість отримання комплексної оцінки ризиків та знижує практичну цінність результатів для агентських компаній.

Окрему групу становлять дослідження, у яких розглядаються гібридні підходи до аналізу ризиків, що поєднують економетричні методи з елементами ГН [12]. Такі підходи дозволяють підвищити точність прогнозів за рахунок комбінування формалізованих моделей з адаптивними алгоритмами. Їх перевагою є баланс між інтерпретованістю та гнучкістю. Водночас наявні гібридні рішення, як правило, орієнтовані на загальні комерційні ринки або банківський сектор і не враховують особливості агентування МС, включаючи складну структуру взаєморозрахунків між МА та вплив операційних подій на фінансові результати.

У контексті аналізу гетерогенних даних у низці публікацій пропонується використання

методів обробки природної мови для аналізу контрактної документації та звітів про інциденти [13-15]. Ці підходи дозволяють враховувати текстову інформацію як джерело сигналів про потенційні ризики. Їх сильним боком є можливість виявлення прихованих факторів, які не відображаються у числових показниках. Разом з тим такі методи зазвичай не інтегруються з кількісними моделями фінансового аналізу, що призводить до роздільного використання різних джерел інформації та знижує ефект від їх поєднання. Аналіз публікацій також свідчить про обмежену увагу до проблеми інтерпретованості результатів інтелектуального аналізу ризиків [16]. У деяких роботах акцент робиться на досягненні високих показників точності прогнозування без достатнього обґрунтування економічного змісту отриманих висновків [17,18]. Для сфери агентування МС така ситуація є критичною, оскільки управлінські рішення потребують не лише числових оцінок, а й розуміння причин формування ризиків та їх потенційного впливу на фінансову стійкість компанії [19-21].

Узагальнюючи результати аналізу останніх досліджень, можна констатувати, що існуючі підходи до інтелектуального аналізу ризиків у морській галузі мають низку суттєвих обмежень, пов'язаних із вузькою спеціалізацією, недостатньою адаптивністю та відсутністю системної інтеграції різнорідних моделей і даних. Водночас накопичений науковий досвід створює передумови для переходу до більш складних та ефективних рішень, заснованих на використанні ГН.

Перспектива використання саме гібридного підходу до застосування методів Г у сфері аналізу комерційних ризиків агентування МС полягає у можливості побудови багаторівневих моделей, здатних одночасно опрацьовувати часові ряди, табличні комерційні показники та текстову інформацію. Рекурентні та трансформерні архітектури ШНМ можуть забезпечити глибокий аналіз динаміки фінансових потоків, тоді як глибокі нейронні мережі для табличних даних дозволяють виявляти складні взаємозв'язки між показниками діяльності агентів. Комбінування таких моделей

у межах системи створює умови для досягнення синергетичного ефекту, коли недоліки окремих підходів компенсуються їх взаємодією.

Формулювання цілей статті (постановка завдання)

Метою статті є розробка системи інтелектуального аналізу комерційних ризиків агентування морських суден для підтримки процесів прийняття рішень з формування прогностичних оцінок та стратегій управління СЕС в умовах невизначеності та динамічних змін зовнішнього середовища. Для досягнення поставленої мети в статті вирішуються такі завдання:

- розробка концепції функціонування системи, її основних складових;
- розробка проектної частини та модульної структури системи;
- дослідження роботи системи та сформованих моделей ГН для аналізу даних.

Наукова актуальність дослідження зумовлена необхідністю створення спеціалізованої гібридної системи інтелектуального аналізу комерційних ризиків агентування МС, здатної інтегрувати гетерогенні фінансові, операційні та текстові дані й формувати надійні багатокритеріальні прогностичні оцінки в умовах високої невизначеності та динамічних змін морського ринку, що не забезпечується існуючими класичними та ізольованими моделями аналізу.

Виклад матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів

Розробка концепції функціонування системи. Запропонована концепція інтелектуальної системи аналізу комерційних ризиків агентування МС ґрунтується на ідеї цілісної формалізації ризикового середовища діяльності МА та його відображення у вигляді багаторівневої математично й алгоритмічно узгодженої моделі, у межах якої ГН виступає інструментом виявлення прихованих закономірностей, прогнозування та інтеграції різнорідних ризикових сигналів. Концепція орієнтована на практичні умови функціонування МА як

компонентів СЕС і враховує специфіку фінансових потоків, контрактних зобов'язань та операційних подій, що впливають на фінансовий результат.

Формалізація процесу аналізу комерційних ризиків пропонується у вигляді багатовимірного простору ризиків, у якому діяльність МА в момент часу t описується вектором стану $S(t)$, що агрегує ключові фінансові та операційні параметри. У межах цього простору доцільно виокремити чотири категорії ризиків, які є найбільш значущими з практичної точки зору агентування морських суден та мають безпосередній вплив на фінансову стійкість агентської компанії.

Першою категорією є кредитно-контрагентський ризик (ККР), який відображає ймовірність невиконання або несвоєчасного виконання фінансових зобов'язань судновласниками, фрахтувальниками та іншими учасниками перевізного процесу. Компонентами цього ризику є історія розрахунків з контрагентом, середній термін дебіторської заборгованості, частота прострочень платежів, фінансові показники контрагента та стабільність договірних відносин. Вимірювання здійснюється шляхом нормалізації зазначених показників у шкалі від 0 до 1, де значення, близькі до 1, відповідають високому рівню ризику. Інтегральна оцінка кредитно-контрагентського ризику $R_c(t)$ може бути подана як нелінійна функція компонентів, параметри якої навчаються на історичних даних.

Другою категорією є ризик ліквідності та грошових потоків (РЛП), що характеризує здатність агентської компанії своєчасно виконувати власні фінансові зобов'язання в умовах нерівномірних надходжень і витрат. До його компонентів належать показники поточної та швидкої ліквідності, дисперсія грошових потоків у часі, співвідношення авансованих витрат до фактично отриманих доходів, а також чутливість до затримок портових операцій. Для оцінювання використовується безрозмірна шкала, сформована на основі відхилень фактичних значень від нормативних або цільових, з подальшим перетворенням у ризиковий індекс $R_l(t)$ у діапазоні від 0 до 1.

Третьою категорією є операційно-фінансовий ризик (ОФР), пов'язаний із портовими процедурами, штрафними санкціями, додатковими витратами та непрямими фінансовими втратами, що виникають унаслідок операційних збоїв.

Компонентами цього ризику виступають середній час обробки суден, частота відхилень від планових графіків, обсяг штрафів і додаткових платежів, а також статистика інцидентів. Оцінювання здійснюється через побудову часових рядів операційних подій і їх проєкцію у фінансовий вимір, що дозволяє сформулювати індекс $R_o(t)$, який відображає очікувані фінансові втрати.

Четвертою категорією є ринково-макроекономічний ризик (РМР), що обумовлений коливаннями фрахтових ставок, валютних курсів, вартості портових зборів та змінами регуляторного середовища.

Його компоненти включають волатильність ключових ринкових індикаторів, кореляцію між доходами агента та зовнішніми факторами, а також чутливість фінансових результатів до макроекономічних шоків. Вимірювання цього ризику базується на статистичних характеристиках волатильності та прогностичних оцінках, що інтегруються у показник $R_m(t)$. Ієрархічна структура ризик-орієнтованого підходу наведена на рис. 1.

Загальний комерційний ризик агентування МС пропонується визначати як агреговану функцію зазначених категорій у вигляді $R(t) = F(R_c(t), R_l(t), R_o(t), R_m(t))$, де функція F реалізується за допомогою гібридної нейронної архітектури та відображає нелінійні взаємозв'язки між різними типами ризиків.

Процес застосування ГН у запропонованій концепції передбачає використання кількох спеціалізованих архітектур, поєднаних у єдину систему. Для аналізу часових рядів комерційних та операційних показників доцільно використовувати рекурентні нейронні мережі з довгою короткочасною пам'яттю або їх сучасні модифікації, які забезпечують здатність моделювати довгострокові залежності та сезонні ефекти. Для роботи з табличними комерційними даними та агрегованими

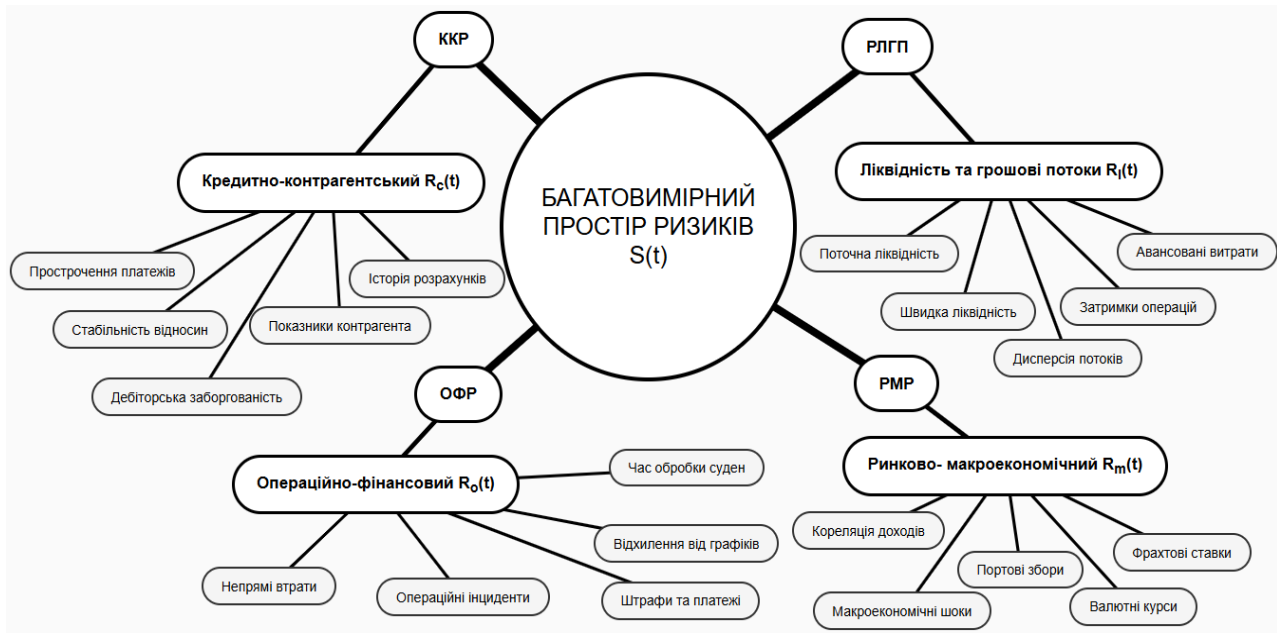


Рис.1. Ієрархічна компонентна структура ризик-орієнтованого підходу

показниками контрагентів пропонується застосування глибоких повнозв'язних мереж або спеціалізованих архітектур для табличних даних, які ефективно обробляють високо-розмірні вектори ознак.

Аналіз текстових даних контрактів, звітів та описів інцидентів доцільно реалізувати на базі трансформерних моделей, що дозволяють враховувати контекст та семантичні зв'язки. Синергія досягається шляхом багаторівневої інтеграції виходів окремих моделей. На першому рівні кожна архітектура формує власні латентні представлення ризикових факторів. На другому рівні ці представлення об'єднуються у спільний простір ознак, де здійснюється узгодження та зважування інформації з урахуванням її надійності та часової актуальності. На третьому рівні формується інтегральна оцінка ризику та прогноз його динаміки, що використовується для підтримки управлінських рішень.

Автоматизація обробки даних у межах запропонованої системи передбачає побудову пайплайну, який починається зі збору даних із внутрішніх систем агентської компанії та зовнішніх джерел. На етапі попередньої обробки здійснюється очищення даних, узгодження форматів, синхронізація часових міток та виділення релевантних ознак. Далі дані

розподіляються за типами та подаються на відповідні моделі ГН, формування яких відбувається у напівавтоматичному режимі з використанням історичних прикладів реалізації ризикових подій. Пропонований пайплайн функціонування системи аналізу даних наведено на рис.2.

Наступним етапом є інтеграція результатів моделювання та формування агрегованих ризикових індексів, що зберігаються у базі знань системи та використовуються для побудови прогнозів і сценаріїв. Пайплайн завершується модулем інтерпретації та візуалізації, який забезпечує трансформацію складних модельних оцінок у зрозумілу для користувача форму.

Розробка проєкту системи. Ключовий функціонал запропонованої системи інтелектуального аналізу комерційних ризиків агентування МС визначається її здатністю забезпечувати цілісну автоматизовану обробку гетерогенних даних, формувати узгоджені багатокритеріальні оцінки ризиків та підтримувати прийняття управлінських рішень у режимі, наближеному до реального часу. Система функціонує як адаптивне аналітичне середовище, у межах якого фінансові, операційні та ринкові сигнали інтегруються в єдину модель ризикового простору діяльності МА.

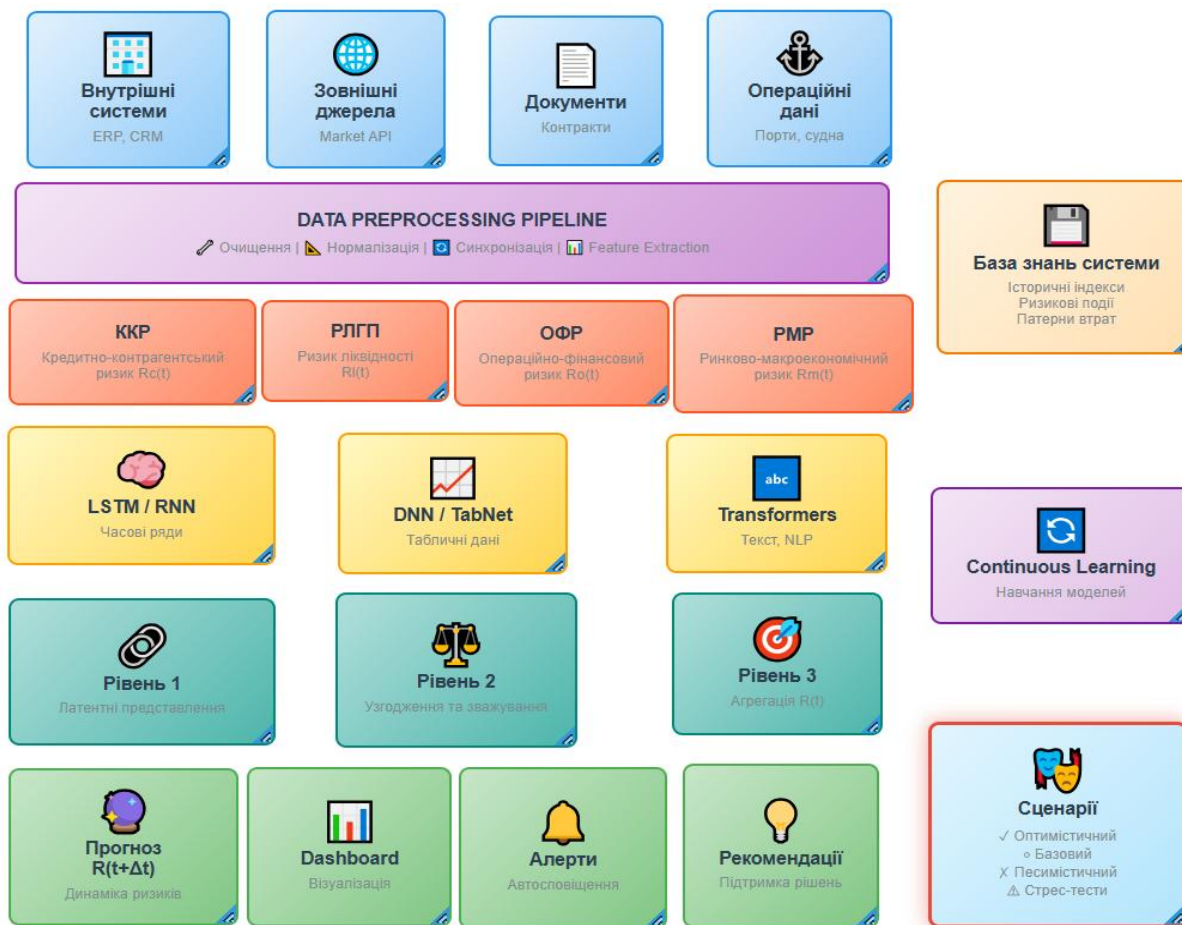


Рис. 2. Пропонований пайплайн функціонування системи аналізу даних

Базовим функціональним ядром системи є модуль збору та інтелектуальної інтеграції даних, який забезпечує автоматизоване підключення до внутрішніх систем агентської компанії та зовнішніх джерел. У процесі функціонування цей модуль реалізує постійний моніторинг фінансових транзакцій, стану дебіторської та кредиторської заборгованості, параметрів грошових потоків, а також операційних подій, пов'язаних з агентуванням суден. Функціонально значущою є можливість синхронізації різнорідних потоків даних за часовими мітками та їх приведення до єдиного аналітичного формату, що створює основу для подальшого коректного застосування моделей ГН. Наступним ключовим елементом функціоналу є інтелектуальна попередня обробка даних, яка поєднує класичні методи очищення та нормалізації з адаптивними алгоритмами виділення ознак. Система автоматично ідентифікує аномальні зна-

чення, пропуски та структурні злами у часових рядах, а також формує узагальнені представлення фінансових і операційних показників, релевантних для аналізу ризиків агентування. У цьому контексті важливою є здатність системи зберігати історію трансформацій даних, що забезпечує відтворюваність результатів та їх наукову верифікацію. Центральне місце у функціональній архітектурі системи посідає модуль гібридного глибинного моделювання (рис.3), який реалізує паралельне застосування кількох архітектур нейронних мереж.

Ключова функція цього модуля полягає у формуванні латентних представлень різних аспектів комерційних ризиків агентування з урахуванням специфіки даних. Для часових рядів комерційних та операційних показників система формує динамічні приховані стани, що відображають еволюцію ризиків у часі.

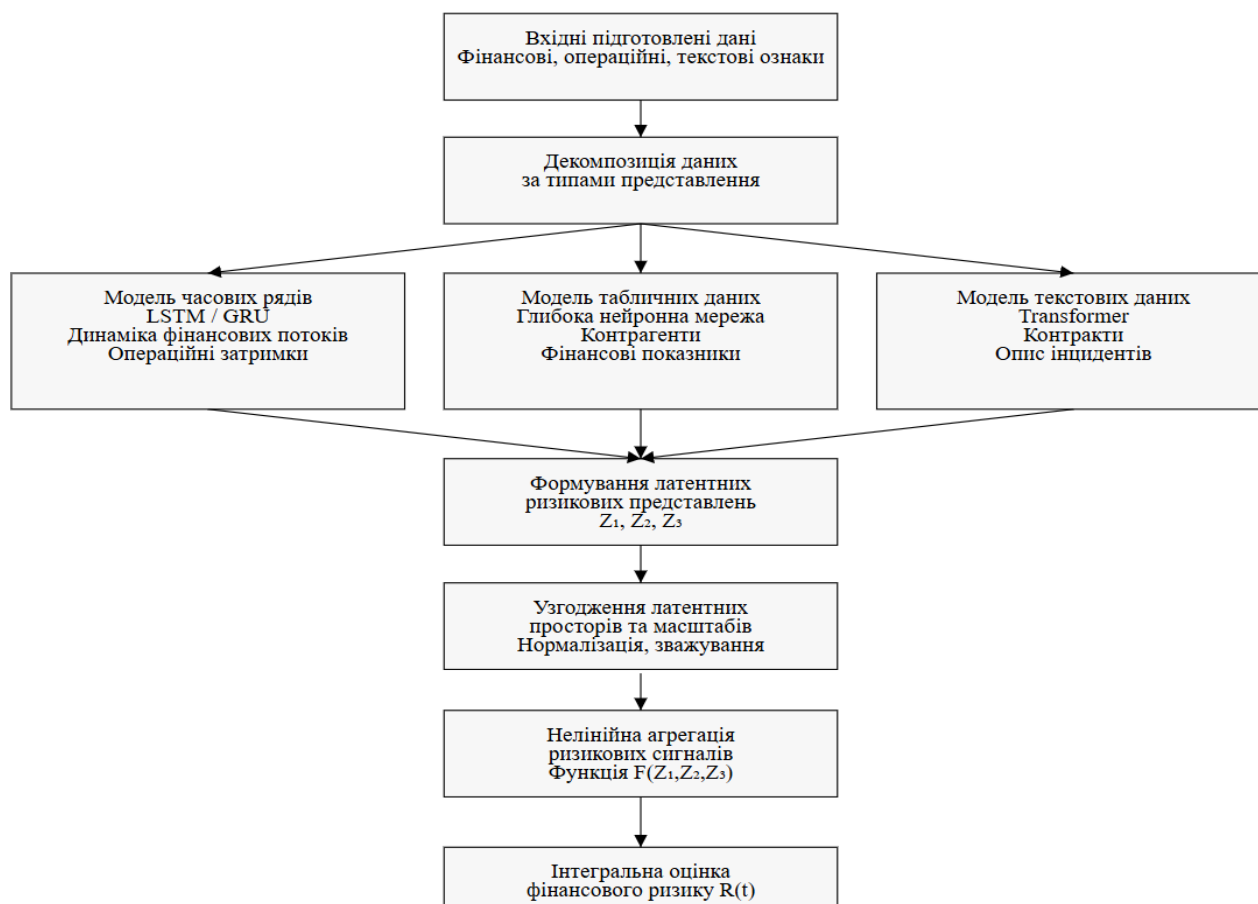


Рис. 3. Основна логіка роботи модуля гібридного моделювання ШНМ

Для табличних даних забезпечується виявлення складних нелінійних залежностей між фінансовими характеристиками контрагентів і результатами агентської діяльності. Для текстових джерел система формує семантичні представлення, які дозволяють враховувати контекст контрактних умов та описів інцидентів як додаткові джерела ризикової інформації.

Функціонально важливим є модуль гібридизації та комбінування моделей, який виконує роль інтеграційного шару між окремими нейронними архітектурами. У межах цього модуля реалізується узгодження латентних просторів, нормалізація масштабів вихідних представлень та їх адаптивне зважування залежно від надійності джерел даних і поточного контексту агентування. Саме цей компонент забезпечує досягнення синергетичного ефекту, коли інтегрована оцінка комерційного ризику перевищує за якістю результати, отримані від використання окремих моделей.

З математичної точки зору модуль гібридизації реалізує нелінійну агрегацію ризикових сигналів та формує інтегральний ризиковий індекс, який використовується для подальшого аналізу і прогнозування.

Важливим функціональним аспектом системи є підсистема прогнозування та сценарного аналізу, яка дозволяє оцінювати динаміку комерційних ризиків агентування за різних умов розвитку подій. Система забезпечує побудову коротко- та середньострокових прогнозів інтегральних і категоріальних ризиків, а також моделювання впливу окремих факторів на фінансову стійкість агентської компанії. Це створює передумови для переходу від реактивного до проактивного управління ризиками, що є критично важливим у сфері МА.

Компонентна структура розробленої системи наведена на рис.4. Схема відображає повний цикл автоматизованого аналізу комерційних ризиків агентування МС, починаючи зі збору

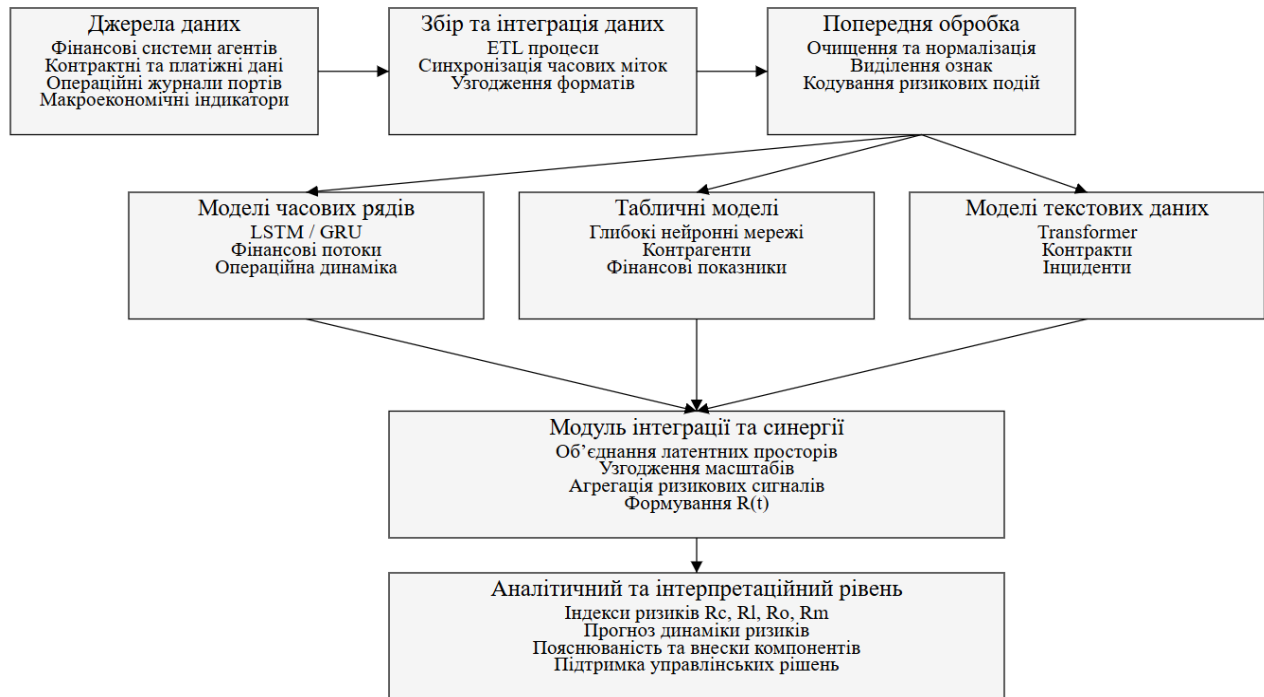


Рис. 4. Компонентна структура розробленої системи

гетерогенних даних і завершуючи формуванням інтерпретованих ризикових оцінок на основі гібридного поєднання моделей ГН.

Окрему роль у функціональній структурі системи відіграє модуль інтерпретації результатів, який трансформує складні вихідні дані гібридних моделей у аналітично зрозумілу форму. Система забезпечує декомпозицію інтегрального ризику на внески окремих категорій та компонентів, що дозволяє ідентифікувати домінуючі джерела фінансової нестабільності. Цей функціонал є принципово важливим для практичного використання системи у діяльності МА оскільки підвищує довіру до результатів аналізу та забезпечує можливість їх обґрунтування на управлінському рівні.

Варіанти використання запропонованої системи охоплюють широкий спектр управлінських і аналітичних задач агентування морських суден. Система може застосовуватися для поточного моніторингу комерційних ризиків окремих рейсів і контрактів, для оцінювання надійності контрагентів на етапі укладання договорів, а також для стратегічного планування діяльності агентської компанії в умовах змін ринкового середовища. У кожному з цих

сценаріїв система виконує функцію інтелектуального консультанта, що підтримує прийняття рішень на основі комплексного аналізу даних.

Дослідження результатів роботи системи. Матриця внесків компонентів ризику в інтегральну фінансову оцінку наведена на рис.5. Візуалізація відображає нормалізований внесок окремих компонентів комерційних ризиків у формування інтегрального ризикового індексу агентування морських суден. Інтенсивність зафарбування відповідає відносній значущості компонента в конкретному періоді спостереження. Подана матриця демонструє, що інтегральна оцінка комерційного ризику формується неоднорідно та залежить від комбінації компонентів, значущість яких змінюється в годині. Візуалізація підтверджує, що гібридна система глибинного навчання не зводить аналіз до агрегованого показника, а зберігає інформацію про внутрішню структуру ризику. Це забезпечує можливість ідентифікації домінуючих факторів фінансової нестабільності агентування та обґрунтовує практичну придатність запропонованого підходу для підтримки управлінських рішень.

Компонент ризику	Період 1	Період 2	Період 3	Період 4	Період 5
Платіжна дисципліна контрагентів	0.82	0.60	0.55	0.71	0.30
Термін дебіторської заборгованості	0.79	0.08	0.52	0.48	0.70
Нерівномірність грошових потоків	0.15	0.67	0.18	0.82	0.55
Чутливість до затримок	0.92	0.18	0.65	0.73	0.26
Штрафні санкції	0.01	0.38	0.39	0.81	0.71
Операційні збої	0.63	0.48	0.17	0.64	0.30
Валютна волатильність	0.65	0.35	0.95	0.33	0.91
Коливання портових зборів	0.12	0.70	0.06	0.32	0.71

Рис. 5. Матриця внесків компонентів ризику в інтегральну фінансову оцінку

Графіки оцінки точності розроблених моделей ГН аналізу ризиків наведено на рис.6. Аналіз середніх помилок прогнозування свідчить про суттєву різницю у якості апроксимації ризикових показників між базовими та сучасними моделями глибинного навчання. Базова модель, що використовується як орієнтир, демонструє найбільші значення MAE та RMSE, які перебувають на рівні близько 0,18–0,24. Це підтверджує обмеженість традиційних підходів у здатності адекватно відобразити нелінійні взаємозв'язки між фінансовими, операційними та ринковими чинниками, характерними для агентування МС. Високі значення квадратичної помилки додатково вказують на чутливість таких моделей до поодиноких екстремальних спостережень, що є типовим явищем у фінансових даних морської галузі, зумовленим раптовими затримками, штрафними санкціями або коливаннями валютних курсів.

Моделі на основі рекурентних нейронних мереж та LSTM демонструють помітне зниження похибок, зокрема MAE на рівні близько 0,08 та RMSE близько 0,12. Такий результат є логічним з огляду на здатність рекурентних архітектур ефективно враховувати часову структуру фінансових та операційних потоків. У контексті агентування МС це означає більш точне відображення інерційних ефектів, сезонності та відкладеного впливу окремих подій, наприклад затримок портових операцій, на фінансовий результат. Водночас наявність залишкової помилки вказує на те,

що виключно часове моделювання без урахування складних міжфакторних взаємозв'язків не забезпечує адекватності опису ризикового середовища.

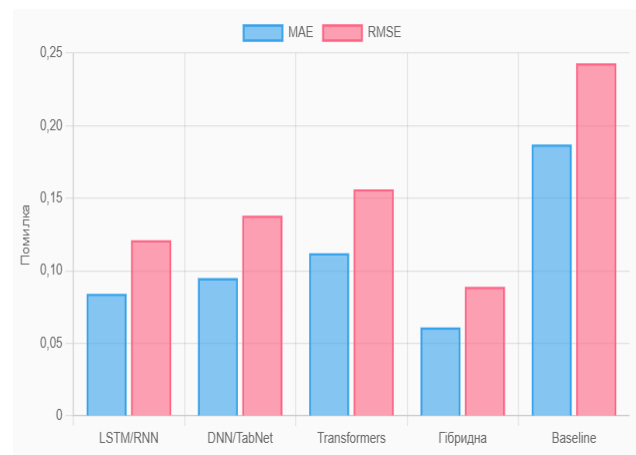


Рис. 6. Графіки оцінки середніх помилок моделей ГН аналізу ризиків

Архітектури, орієнтовані на табличні дані, зокрема DNN або TabNet, демонструють порівняно близькі показники помилок, де MAE наближається до 0,09–0,10, а RMSE до 0,13–0,14. Це свідчить про ефективність моделей ГН у виявленні нелінійних залежностей між агрегованими фінансовими показниками контрагентів, параметрами ліквідності та іншими числовими індикаторами. Разом із тим відсутність явного механізму обробки довгострокових часових залежностей обмежує можливість таких моделей адекватно реагувати на динамічні зміни ризиків у часі, що пояснює їх поступання рекурентним та гібридним підходам.

Трансформерні моделі демонструють дещо вищі значення похибок порівняно з LSTM і DNN, зокрема MAE близько 0,11 та RMSE близько 0,15. Це може бути зумовлено специфікою навчальної вибірки та відносно обмеженим обсягом достовірних історичних даних, що є типовою проблемою для фінансових даних агентських компаній. Трансформери, попри свою потужність у моделюванні контексту та складних залежностей, потребують значних обсягів даних для стабільного навчання, а за їх дефіциту можуть демонструвати знижену узагальнювальну здатність. Найкращі результати за всіма метриками демонструє гібридна модель, для якої значення MAE знижуються до рівня близько 0,06, а RMSE до 0,09. Така перевага підтверджує гіпотезу про синергетичний ефект поєднання різних архітектур ГН. Дана модель здатна одночасно враховувати часову динаміку ризиків, складні нелінійні залежності між фінансовими показниками та контекстну інформацію з текстових джерел. У результаті формується більш стійке та узгоджене латентне представлення ризикового простору, що знижує як систематичну, так і випадкову складові помилки прогнозування.

Порівняння динаміки навчання моделей (ліва частина) та графіки ROC криві моделей (права частина) наведено на рис.7. Графіки втрат свідчать про стабільну та монотонну збіжність усіх моделей, проте швидкість зниження функції втрат для гібридної архітектури є вищою, а фінальне значення loss є нижчим порівняно з іншими підходами. Це вказує на кращу здатність гібридної моделі до узагальнення та зниження ризику перенавчання, що є критично важливим в умовах обмежених і шумних фінансових даних агентування МС.

ROC-криві демонструють, що всі моделі перевищують рівень випадкової класифікації, проте ступінь цієї переваги є різним. Значення площі під ROC-кривою для трансформерної моделі перебуває на рівні близько 0,88, для DNN або TabNet становить приблизно 0,90, а для LSTM досягає близько 0,92. Найвище значення AUC, близьке до 0,96, спо-

стерігається для гібридної моделі, що свідчить про її високу здатність відрізнити ризикові та неризикові стани діяльності МА за різних порогових значень. Такий результат є особливо важливим для практичного застосування системи, оскільки дозволяє гнучко налаштовувати баланс між хибнопозитивними та хибнонегативними рішеннями залежно від стратегічних пріоритетів агентської компанії.

Гібридна модель демонструє найкращі результати за всіма метриками, що підтверджує ефективність багаторівневої інтеграції різних архітектур ГН. Покращення точності на 5.4 % порівняно з найкращою окремою моделлю (LSTM/RNN) свідчить про синергетичний ефект від комбінування підходів. Значення виділені зеленим кольором відповідають найкращим показникам у кожній категорії.

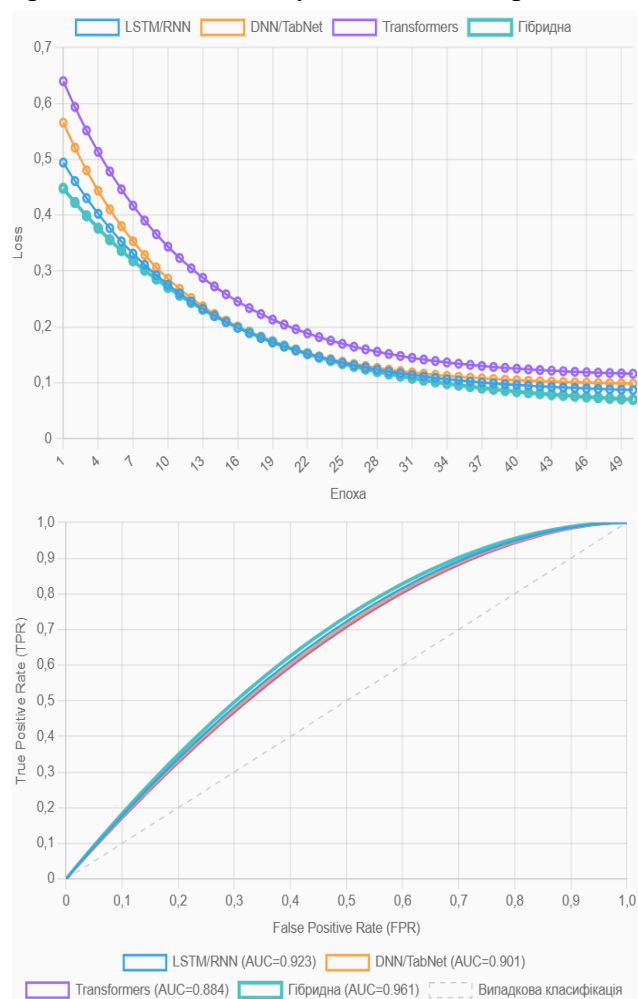


Рис. 7. Порівняння динаміки навчання моделей та ROC криві моделей

Висновки і перспектива подальшої роботи по даному напрямку

У результаті дослідження доведено, що комерційні ризики агентування МС мають складну багатовимірну та нелінійну природу, яка не може бути адекватно описана ізольованим застосуванням класичних або окремих моделей ГН.

Отримані експериментальні результати узгоджуються з теоретичними положеннями, сформульованими у концепції дослідження, та підтверджують, що комерційні ризики агентування МС мають багатовимірну і динамічну природу, яка не може бути адекватно відображена в межах однієї ізольованої моделі.

Перевага гібридного підходу зумовлена здатністю інтегрувати комплементарні властивості різних архітектур ГН та формувати більш повну й стійку оцінку ризикового стану. Це створює науково обґрунтовані передумови для практичного впровадження запропонованої системи інтелектуального аналізу комерційних ризиків агентування МС у діяльність агентських компаній та переходу до проактивного, адаптивного управління ризиками в умовах невизначеності та динамічних змін зовнішнього середовища.

REFERENCES

- [1] Wang, M. Advancements in Deep Learning Techniques for Time Series Forecasting in Maritime Applications: A Comprehensive Review [Text]/ M. Wang, X. Guo, Y. She, Y. Zhou, M. Liang, Z. S. Chen // Information. – 2024. – Vol. 15(8). – P. 507-517. doi:10.3390/info 15080507.
- [2] Balas, E. A Hybrid Maritime Risk Assessment Model Integrating Automated Machine Learning and Deep Learning with Hydrodynamic and Monte Carlo Simulations [Text]/ E. A. Balas, C. E. Balas // Journal of Marine Science and Engineering. – 2025. – Vol. 13(5). – P. 939-948. doi:10.3390/jmse13050939.
- [3] Zilci, R. Forecast to Probability of Risk Sea Accident With Machine Learning [Text]/ R. Zilci, H. Akyol // Researcher. – 2022. – Vol. 02(02). – P. 73–80, doi:10.5281/zenodo.10223 097.
- [4] Li, F. A Machine Learning-Based Data-Driven Method for Risk Analysis of Marine Accidents [Text]/ Y. Feng, H. Wang, G. Xia, W. Cao, T. Li, X. Wang, Z. Liu // Journal of Marine Engineering & Technology. – 2024. – Vol. 24(2). – P. 147–158. doi:10.1080/20464177.2024. 2368914
- [5] Cui, J. Machine Learning for Risk Assessment in Financial Market Forecasting [Text]/ J. Cui, Y. Tan, Y. Liu // Journal of Computing and Electronic Information Management. – 2025. – Vol. (Issue unknown). – (Article). doi:10.54097/0i9ppln6.
- [6] Dobryk, L. Artificial Intelligence as a Tool for Assessing Creditworthiness of Enterprises: New Horizons of Financial Strategies [Text]/ L. Dobryk, M. Rudenko, V. Kucherenko, Y. Shelest // Review of Transport Economics and Management. – 2025. – P. (Article). doi:10.15802/ rtem2025/333474.
- [7] Almasria, N. Role of FinTech in Transforming Risk Management and Financial Services: Systematic Review and Meta-Analysis [Text] / N. Almasria, D. Ershaid, Y. Jalgum, A. Almadjali // Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice. – 2025. – Vol. 2(61). – P. 409–429. doi:10.55643/fcaptp. 2.61.2025.4698.
- [8] Sokolov, A. Assessment of Uncertainty as a Tool to Strengthen Financial–Economic Security of Maritime Logistics Enterprises [Text]/ A. Sokolov // Economics and Society. – 2024. – Vol. 70. – P. 131–146. doi:10.32782/2524-0072/2024-70-131.
- [9] Zhang, W. Deep Learning-Based Ship Financial Risk Early Warning and Management [Text] / W. Zhang, X. Liu // Journal of Coastal Research. – 2020. – Vol. 103(sp1). – P. 1021–1025. doi:10.2112/JCR-SI103-212.1.
- [10] Li, H. Evaluation of Marine Engineering Financial Risk Based on Deep Neural Net-

- work [Text]/ H. Li // *Journal of Coastal Research*. – 2020. – Vol. 103(sp1). – P. 363–367. doi:10.2112/JCR-SI103-075.1.
- [11] Nguyen, S. A hybrid deep learning model for predicting ship maintenance costs in maritime logistics [Text] / S. Nguyen, P. S. L. Chen, Y. Du // *Maritime Policy & Management*. – 2023. Vol. 50(2). – P. 215-234. doi:10.1080/03088839.2021.1991585.
- [12] Kavussanos, M. G. Deep Learning in Maritime Economics: Freight Rate Forecasting using Long Short-Term Memory Networks [Text]/ M. G. Kavussanos, D. Tsouknidis // *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. – 2021. – Vol. 145. – P. 102-119. doi:10.1016/j.tre.2020.102189.
- [13] Wang, Y. Port Risk Assessment Based on a Deep Learning Hybrid Model [Text]/ Y. Wang, Q. Zhang // *Journal of Marine Science and Engineering*. – 2022. – Vol. 10(12). – P. 1856-1872. doi:10.3390/jmse10121856.
- [14] Zhu, M. Credit Risk Assessment of Shipping Companies Based on a Deep Belief Network [Text]/ M. Zhu, J. Wang // *Journal of Navigation*. – 2021. – Vol. 74(4). – P. 891-905. doi:10.1017/S037346332100012X.
- [15] Liu, P. Intelligent Financial Fraud Detection in Maritime Trade Using Convolutional Neural Networks / P. Liu, J. Sun // *Ocean & Coastal Management*. – 2023. Vol. 231. – P. 106-118, doi:10.1016/j.ocecoaman.2022.106412.
- [16] Yan, R. Visualizing the Knowledge Domain of Maritime Risk Assessment: A Deep Learning Perspective [Text]/ R. Yan, S. Wang, K. F. Yuen // *Reliability Engineering & System Safety*. – 2021. – Vol. 209. – P. 107-124. doi:10.1016/j.ress.2021.107470.
- [17] Chen, J. Financial Risk Early Warning of Listed Shipping Companies Based on GA-BP Neural Network [Text]/ J. Chen, L. Wu // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2021. – Vol. 1852(4). – P. 042-051. doi:10.1088/1742-6596/1852/4/042051.
- [18] Balas, E. A Hybrid Maritime Risk Assessment Model Integrating Automated Machine Learning and Deep Learning with Hydrodynamic and Monte Carlo Simulations [Text]/ E. A. Balas, C. E. Balas // *Journal of Marine Science and Engineering*. – 2025. – Vol. 13(5). – P. 939-948. doi:10.3390/jmse13050939.
- [19] Petrov I.M. Service Ergatic System of Marine Vehicles Coordination Navigation Information Control Processes / I.M. Petrov, N.D Rudnichenko, N.O. Shybaieva, Y.A. Gunchenko // 2018 IEEE 5th International Conference of Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC), 16-18 Oct. 2018. Kiev, 2018. pp. 49-53. (DOI: 10.1109/ MSNMC.2018.8576313).
- [20] Petrov I.M. Informatsiine zabezpechennya diyalnosti morskogo agenta v servisnii yergatichnii sistemi / I.M. Petrov, M.D. Rudnichenko, N.O. Shibaeva, D.S. Shibaev // *Komp'yuterni nauki, informatsiini tekhnologii ta sistemi upravlinnya: materialy Mizhnarodnoi naukovo-tekhnichnoi konferentsii studentiv, aspirantiv ta molodikh vchenikh, m. Ivano-Frankivsk, 28-30 listopada 2018 roku / nauk. red. L.B. Petrishin, P. Lebkovskii. – Yelektron. dani. – Ivano-Frankivsk: Prikarpatiskii natsionalnii universitet imeni Vasilya Stefanika, 2018. – S. 88-90. – Yelektron.opt. disk (CD-ROM); 12 sm. – Nazva z tit. yekrana. ISBN 978-966-640-448-3. [in Ukrainian]*
- [21] Rudnichenko N. Decision Support System for the Machine Learning Methods Selection in Big Data Mining / N. Rudnichenko, V. Vychuzhanin, I. Petrov, D. Shibaev // *Proceedings Of The Third International Workshop on Computer Modelling and Intelligent Systems (CMIS-2020): session 6 “Intelligent Information Technologies” April 27-May 1, 2020. – Zaporizhzhia: NU “Zaporizhzhia Polytechnic” (edited by S. Subbotin), 2020. – P. 872-) 885.*