

Національний університет «Одеська політехніка»

Міністерство освіти і науки України

Національний університет «Одеська політехніка»

Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова  
праця на правах рукопису

**ІВЧЕНКО ОЛЕГ ІГОРОВИЧ**

УДК 338.24.01

**ДИСЕРТАЦІЯ**  
**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ У ДІАГНОСТИЦІ ПРОЦЕСІВ**  
**ПРИЙНЯТТЯ БІЗНЕС РІШЕНЬ**

051– Економіка

05 – Соціальні та поведінкові науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

\_\_\_\_\_ Олег Ігорович Івченко

Науковий керівник – Соколовська Зоя Миколаївна, доктор економічних наук,  
професор

Одеса 2026

## АНОТАЦІЯ

Івченко Олег Ігорович. *Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес рішень*. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеню доктора філософії за спеціальністю 051 – Економіка галузі знань 05 – Соціальні та поведінкові науки. – Національний університет «Одеська політехніка» МОН України, Одеса, 2026.

Дисертаційну роботу присвячено розробленню теоретико-методичних засад та економіко-математичного інструментарію діагностично-керованої оптимізації продуктових портфелів фармацевтичних підприємств в умовах структурної невизначеності ринкового середовища та обмеженої спостережуваності економічних процесів.

Актуальність дослідження зумовлена тим, що структурна невизначеність ринкового середовища у поєднанні з інформаційною неповнотою відображення економічних процесів суттєво обмежують економічну обґрунтованість традиційних підходів до портфельної оптимізації, а відсутність попередньої економічної перевірки допустимості застосування моделей підвищує ризик помилкових портфельних рішень.

У розділі 1 «*Теоретичні засади діагностики процесів прийняття бізнес рішень (на прикладі фармацевтичної промисловості)*» визначено основні компоненти економічної діагностики формування продуктових портфелів фармацевтичних підприємств в умовах структурної невизначеності ринкового середовища та обмеженої спостережуваності економічних процесів. Встановлено, що структурна невизначеність ринкового середовища у поєднанні з інформаційною неповнотою відображення економічних процесів суттєво обмежують економічну обґрунтованість традиційних підходів до портфельної оптимізації. Доведено,

що відсутність попередньої економічної перевірки допустимості застосування моделей підвищує ризик помилкових портфельних рішень. Проведений з позицій економічної доцільності конкурентний аналіз існуючих методів та платформ портфельної оптимізації дозволив виявити методологічну невідповідність між рівнем аналітичної складності інструментів та зрілістю інформаційного середовища підприємства. Отримані результати формують теоретико-методичне підґрунтя для розроблення діагностично-орієнтованого інструментарію управління портфелем.

У розділі 2 «Фреймворк HPF (*Holistic Portfolio Structure*) в контурі діагностики рішень у фармацевтичному бізнесі» обґрунтовано економічну допустимість портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі та механізми економічної регуляції моделювання, оптимізації й валідації. Дістало висновку, що економічна допустимість портфельної оптимізації визначається станом інформаційного середовища; діагностика готовності є обов'язковою передумовою застосування аналітичних методів. Доведено, що оптимізація виступає умовною процедурою, дозволеною лише за підтвердженої інформаційної готовності; архітектура HPF забезпечує системну інтеграцію діагностики, моделювання та контролю стійкості. Обґрунтовано, що аналітична складність повинна відповідати рівню інформаційної готовності; у разі недостатності даних спрощення або відкладення рішення є економічно раціональним.

У розділі 3 «Машинне навчання та генеративний штучний інтелект в системі керованої оптимізації HPF» Визначено, обґрунтовано та формалізовано умови допустимого застосування машинного навчання та генеративних моделей в оптимізації продуктового портфеля за умов часткової спостережуваності. Доведено, що оптимізація портфеля є задачею керованого прийняття бізнес-рішень, у якій допустимість методу визначається не прогностичною точністю, а здатністю забезпечити збереження обмежень, відтворюваність і економічну здійсненність рішення.

Обґрунтовано, що це знижує ризик економічно необґрунтованих рішень та підвищує керованість і стабільність продуктового портфеля фармацевтичних підприємств.

Запропоновано механізм кількісної оцінки готовності даних (DRI) та формалізовано правила його агрегування у рівень готовності (DRL) як регулятор допустимої складності моделей. Встановлено, що допустима складність аналітичних методів повинна бути обмежена рівнем інформаційної готовності середовища; переоцінка готовності призводить до системного ризику перенавчання та хибної точності.

Крім того, запропоновано систематичне картування «DRI → DRL → допустимі стратегії», що визначає вибір аналітичних методів залежно від обсягу та якості даних. Доведено, що застосування складних машинного навчання за недостатніх даних створює ілюзію точності та підвищує ризик стратегічних помилок. Механізм DRL забезпечує відповідність методологічної складності реальним інформаційним можливостям підприємства. Встановлено, що рівні готовності даних до прийняття рішень забезпечують відповідність складності аналітичних методів реальним інформаційним можливостям підприємства та визначають ієрархію допустимих стратегій оптимізації портфеля.

У розділі 4 «*Діагностичні можливості інтелектуальної платформи прийняття рішень HPF-P у формуванні ефективних продуктивних портфелів фармацевтичних підприємств*» розроблено та апробовано інтелектуальну систему підтримки портфельних рішень, яка реалізує діагностично-орієнтований підхід, що забезпечує більш стійкі економічні результати порівняно з використанням лише методів машинного навчання. Вона спирається на: принципи впровадження діагностично-орієнтованих систем підтримки рішень у фармацевтичному бізнесі; технології сценарного аналізу портфельних рішень на основі індексів готовності даних; емпіричне підтвердження зниження ризику та підвищення стабільності портфеля. Удосконалено технологію сценарного аналізу портфельних рішень на основі

показників готовності даних до прийняття рішень, що підтверджує прикладну ефективність і міжгалузеву застосовність.

**Ключові слова:** фармацевтичні підприємства, управління продуктовим портфелем, моніторинг та діагностика даних, оптимізаційні методи та моделі економічної системи, цифрова трансформація бізнес-процесів, системи підтримки прийняття бізнес рішень, цифрові технології та інструменти, інновації, інвестиції, ризик, машинне навчання, концептуальний фреймворк прийняття рішень HPF (Holistic portfolio structure), інтелектуальна платформа прийняття рішень HPF-P.

**СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА****Статті у Scopus та фахових виданнях України**

1. Sokolovska Z., Ivchenko I., & Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. 5(9(131)). С. 14–27. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.313490> URL: <https://journals.uran.ua/eejet/article/view/313490/304797> (Scopus Q3) (дата звернення 05.02.2026) (0,84 д.а.; особистий внесок: розроблено архітектуру інтелектуальної платформи аналізу фармацевтичних даних, реалізовано підхід до інтеграції Explainable AI для підвищення інтерпретованості прогнозів. (0,3 д.а.)).
2. Sokolovska Z., Klepikova O., Ivchenko I., Ivchenko O. Models-Simulators in Business Decision-Making Processes for Pharmaceutical Enterprises. In: Saad, I., Rosenthal-Sabroux, C., Gargouri, F., Chakhar, S., Williams, N., Haig, E. (eds) *Advances in Information Systems, Artificial Intelligence and Knowledge Management*. ICIKS 2023. Lecture Notes in Business Information Processing, vol 486. 2024. P. 3-18. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1_1) (Scopus) (дата звернення 05.02.2026) (0,66 д.а.; особистий внесок: розроблено імітаційні сценарії прийняття рішень у фармацевтичних підприємствах, обґрунтовано використання гібридного підходу (0,23 д.а.)).
3. Ivchenko I., Lingur L., Martyniuk O., Ivchenko O. Creating a digital space of socially sustainable development for food enterprises. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 4(13(118)). (2022). P. 22–33. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.263540> (дата звернення 10.02.2026) (Scopus Q3) (0,72 д.а.; особистий внесок: розроблено методичний підхід до

оцінювання рівня цифрового простору соціально сталого розвитку підприємств (0,2 д.а.)).

4. Івченко О.І. Оцінка попиту на фармацевтичну продукцію в умовах інформаційних обмежень. Економіка та суспільство. № 82. 2025. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-82-8> (дата звернення 05.02.2026) (0,42 д.а.)

5. Івченко О., Лінгур Л., Івченко І. Прогнозування часових рядів соціальних мереж на основі нейромережевого підходу, *Інфраструктура ринку*, Електронний науково-практичний журнал, Випуск 70, 2023, с. 194-198 DOI: <https://doi.org/10.32782/infrastruct70-34> (дата звернення 20.12.2025). (0,3 д.а.; особистий внесок: розроблено нейромережеву модель прогнозування часових рядів соціальних мереж та реалізовано підхід до моделювання динаміки популярності контенту на основі рекурентних мереж (0,1 д.а.))

6. Івченко О.І., Філатова Т.В., Івченко І.Ю. Розвиток нових підходів до моделювання процесів діагностики та аналізу ризиків в ІТ компаніях. *Вісник Хмельницького національного університету*. № 5. 2023. С. 124-129 DOI: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5740-2023-322-5> (дата звернення 20.12.2025). (0,36 д.а.; особистий внесок: запропоновано економіко-математичний підхід до моделювання кіберризиків в ІТ-компаніях та здійснено аналіз факторів впливу на стійкість бізнесу (0,12 д.а.)).

7. Івченко О.І., Івченко І.Ю., Радкевіч І.О. Використання інтернет технологій для діагностики та прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень. *Причорноморські економічні студії*. Серія: Економіка, том 27. Випуск 81. 2023, С. 224-228. DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35> (дата звернення 20.12.2025). (0,3 д.а.; особистий внесок: розроблено методику інтеграції фрактального аналізу та нейронних мереж у веб-орієнтованій системі прогнозування бізнес-рішень (0,1 д.а.)).

8. Івченко І.Ю., Бринза А.А., Івченко О.І. Аналіз економіко-математичних моделей портфельного управління в діяльності ІТ-підприємства. *Вісник Хмельницького університету*. Хмельницький: ХНУ, 2020. Економічні науки. № 4. С. 224-227. URL: <http://journals.khnu.km.ua/vestnik/wp-content/uploads/2021/02/43.pdf> (дата звернення 21.12.2025). DOI: 10.31891/2307-5740-2020-284-4-41 <https://journals.khnu.km.ua/vestnik/?p=3670> (0,3 д.а.; особистий внесок: виконано аналіз економіко-математичних моделей портфельного управління та обґрунтовано можливість їх адаптації для ІТ-підприємств (0,1 д.а.)).

#### **Опубліковані праці апробаційного характеру**

9. Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro EU experience with CE-certified diagnostic artificial intelligence // XXV International Scientific and Practical Conference «*Challenges and problems of modern science*», February 19-20, 2026, London, United Kingdom. P. 15-21. ISBN 978-92-44514-90-0 DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18773162> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/03/GB.L-1920022026.pdf> (дата звернення 02.03.2026) (0,6 д.а.; особистий внесок: проведено аналіз досвіду ЄС з діагностичними системами штучного інтелекту з маркуванням CE (0,3 д.а.)).

10. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro. The role of explainable AI in clinical decision support // XXIII International Scientific and Practical Conference «*Current questions of modern science*» ISBN 978-92-44514-89-4, February 12-13, 2026, Tallinn, Estonia. P. 86-90. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.18685009> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/02/EST.T-1213022026.pdf> (дата звернення 02.03.2026) (0,24 д.а.; особистий внесок здобувача: обґрунтовано доцільність використання гібридних підходів, що поєднують високоточні алгоритми

машиного навчання та глибокого навчання з методами поясності для створення надійних та етично прийнятних систем підтримки рішень (0,08 д.а.)).

11. Ivchenko Oleg. Modeling and forecasting business decisions in the pharmaceutical sector using intelligent platforms // Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції *«Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку»*. Тези доповідей. Одеса: НУОП, 2025. С. 147-153 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2025/tezy25.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2025/tezy25.pdf) (дата звернення 06.01.2026) (0,15 д.а.).

12. Івченко О. Application of machine and deep learning methods for developing business analytics tools in pharmaceutical research // Міжнародна науково-практична конференція *«Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку»*, 29-30 листопада 2024. Тези доповідей. Одеса: Національний університет «ОП» 2024. С. 34-39 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2024/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2024/tezy.pdf) (дата звернення 20.12.2025) (0,15 д.а.) .

13. Соколовська З.М., Івченко О.І. Тенденції та напрямки розробки інтелектуальних систем для діагностики процесів прийняття бізнес рішень // Всеукр. науково-практична конференція *«Економіка та публічне управління: нові виклики та рішення»*. Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ», 18-19 січня 2024 р., Тези доповідей. Харків. 2024. С. 102-105 (0,16 д.а.; особистий внесок: проведена оцінка практичної значимості інтелектуальних систем в задачах управління, прогнозування та прийняття рішень (0,08 д.а.)).

14. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleg, Grybeniuk Dmytro. Development of an intellectual analytical platform for pharmaceutical market research // XII International Scientific and Practical Conference *«Scientific advances and innovative approaches»*. July 25-26 2024. Tokyo. Japan. P. 10-13. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.13144002>. URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2024/07/JAP.T-2526072024.pdf> (дата звернення 20.12.2025).

*(0,18 д.а.; особистий внесок: виділено етапи розробки інтелектуальної аналітичної платформи для прогнозування попиту та пропозиції у фармацевтичному секторі (0,06 д.а.)).*

15. Івченко О.І., Івченко І. Ю. Математичне моделювання в інтелектуальних системах прийняття бізнес-рішень // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку», м. Одеса, 29-30 листопада 2022 р. Тези доповідей. Одеса: ОП. С. 82-85. URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2022/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2022/tezy.pdf) (дата звернення 07.01.2026) *(0,16 д.а; особистий внесок: сформульовано постановку завдання для обґрунтування вибору найкращої стратегії керування ризиками ІТ проекту з метою зменшення ступеня ризику (0,08 д.а.)).*

16. Oleg Ivchenko, Semenov A.S. Development directions of artificial intelligence technologies in ensuring the defense capabilities of the country // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку». 29-30 листопада 2023 р., м. Одеса. Тези доповідей. Одеса: НУОП, 2023. с. 38-41 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2023/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2023/tezy.pdf) (дата звернення 07.01.2026) *(0,12 д.а.; особистий внесок: проведено аналіз напрямків розвитку технологій штучного інтелекту (ШІ) в умовах нестабільності та різноманітних геополітичних загроз у сучасній Україні (0,06 д.а.)).*

## ANNOTATION

Ivchenko Oleh. *Intelligent systems in diagnostics of business decision making processes*. – Qualification scientific work as a manuscript.

A dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 051 – Economics– Odesa Polytechnic National University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Odesa, 2026.

The dissertation is devoted to the development of theoretical and methodological foundations and economic-mathematical tools for diagnostically driven optimization of product portfolios of pharmaceutical enterprises under conditions of structural uncertainty of the market environment and limited observability of economic processes.

The relevance of the study is determined by the fact that structural uncertainty of the market environment and partial observability of economic processes significantly limit the economic validity of traditional approaches to portfolio optimization, while the absence of prior economic verification of the admissibility of model application increases the risk of erroneous portfolio decisions.

*In Chapter 1 « Theoretical foundations of diagnostics of business decision-making processes (using the example of the pharmaceutical industry)»* the main components of economic diagnostics of product portfolio formation of pharmaceutical enterprises under conditions of structural uncertainty and limited observability are identified. It is established that structural uncertainty and partial observability significantly constrain the economic validity of traditional portfolio optimization approaches. It is proven that the absence of prior economic verification of model admissibility increases the risk of erroneous portfolio decisions. A competitive analysis of existing methods and platforms for portfolio optimization, conducted from the standpoint of economic feasibility, revealed a methodological mismatch between the analytical complexity of tools and the maturity of the enterprise's information environment. The obtained results form a

theoretical and methodological basis for the development of diagnostically oriented portfolio management tools.

*In Chapter 2 «HPF (Holistic Portfolio Structure) framework in the context of diagnostics of solutions in the pharmaceutical business»* the economic admissibility of portfolio decisions and the mechanisms of economic regulation of Modeling, optimization, and validation are substantiated. It is concluded that the economic admissibility of portfolio optimization is determined by the state of the information environment, and readiness diagnostics is a mandatory prerequisite for the application of analytical methods. It is proven that optimization acts as a conditional procedure allowed only under confirmed information readiness, while the HPF architecture ensures the systemic integration of diagnostics, Modeling, and robustness control. It is substantiated that analytical complexity must correspond to the level of information readiness; in the case of insufficient data, simplification or postponement of decisions is economically rational.

*In Chapter 3 «Machine learning and generative artificial intelligence in the HPF supervised optimization system»* the conditions for the admissible application of machine learning and generative models in portfolio optimization under partial observability are defined, substantiated, and formalized. It is proven that portfolio optimization is a task of controlled business decision-making, where the admissibility of a method is determined not by predictive accuracy but by its ability to ensure constraint preservation, reproducibility, and economic feasibility. It is substantiated that this reduces the risk of economically unjustified decisions and increases the controllability and stability of pharmaceutical product portfolios.

A mechanism for quantitative assessment of data readiness (DRI) and formalized rules for its aggregation into readiness levels (DRL) as a regulator of permissible model complexity are proposed. It is established that the permissible complexity of analytical methods must be limited by the level of information readiness of the environment, while overestimation of readiness leads to systemic risks of overfitting and false accuracy.

In addition, a systematic mapping «DRI → DRL → admissible strategies» is proposed, determining the choice of analytical methods depending on data volume and quality. It is proven that the use of complex machine learning methods under insufficient data creates an illusion of accuracy and increases the risk of strategic errors. The DRL mechanism ensures the alignment of methodological complexity with the actual information capabilities of the enterprise. It is established that data readiness levels ensure the correspondence between analytical complexity and real information capabilities and determine the hierarchy of admissible portfolio optimization strategies.

*In Chapter 4 «Diagnostic capabilities of the HPF-P intelligent decision-making platform in the formation of effective product portfolios of pharmaceutical companies» in the Formation of Efficient Product Portfolios of Pharmaceutical Enterprises an intelligent decision-support system for portfolio management is developed and tested, implementing a diagnostically oriented approach that ensures more stable economic results compared to the use of machine learning methods alone. The system is based on the principles of implementing diagnostically oriented decision support systems in the pharmaceutical business, technologies of scenario analysis of portfolio decisions based on data readiness indices, and empirical confirmation of risk reduction and increased portfolio stability. The technology of scenario analysis based on data readiness indicators is improved, confirming its practical effectiveness and cross-industry applicability.*

**Keywords:** pharmaceutical companies, product portfolio management, data monitoring and diagnostics, optimization methods and models of the economic system, digital transformation of business processes, business decision support systems, digital technologies and tools, innovation, investments, risk, machine learning, conceptual decision-making framework HPF (Holistic portfolio structure), intelligent decision-making platform HPF-P.

**LIST OF THE APPLICANT'S PUBLICATION****Publications in Scopus and Ukrainian Professional Journals**

1. Sokolovska Z., Ivchenko I., & Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. 5(9(131)). P. 14–27. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.313490> URL: <https://journals.uran.ua/eejet/article/view/313490/304797> (Scopus Q3) (Date of access: 05.02.2026) (0,84 printed sheet; personal contribution: the architecture of an intelligent platform for pharmaceutical data analysis was developed, an approach to integrating Explainable AI was implemented to increase the interpretability of forecasts. (0,3 printed sheet)).
2. Sokolovska Z., Klepikova O., Ivchenko I., Ivchenko O. Models-Simulators in Business Decision-Making Processes for Pharmaceutical Enterprises. In: Saad, I., Rosenthal-Sabroux, C., Gargouri, F., Chakhar, S., Williams, N., Haig, E. (eds) *Advances in Information Systems, Artificial Intelligence and Knowledge Management*. ICIKS 2023. Lecture Notes in Business Information Processing, vol 486. 2024. P. 3-18. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1_1) (Scopus) (Date of access: 05.02.2026) (0,66 printed sheet; personal contribution: developed simulation scenarios of decision-making in pharmaceutical enterprises, justified the use of a hybrid approach (0,23 printed sheet)).
3. Ivchenko I., Lingur L., Martyniuk O., Ivchenko O. Creating a digital space of socially sustainable development for food enterprises. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 4(13(118)). (2022). R. 22–33. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.263540> (Date of access: 10.02.2026) (Scopus Q3) (0,72 printed sheet; personal contribution: a methodological approach to assessing the level of the digital space of socially sustainable development of enterprises has been developed (0,2 printed sheet)).

4. Ivchenko O.I. Estimation of demand for pharmaceutical products under information constraints. *Economy and Society*. No. 82. 2025. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-82-8> (Date of access: 05.02.2026) (0,42 printed sheet)

5. Ivchenko O., Lingur L., Ivchenko I. Forecasting time series social networks based on the neural network approach, Market Infrastructure, *Electronic Scientific and Practical Journal*, Issue 70, 2023, pp. 194-198 DOI: <https://doi.org/10.32782/infrastruct70-34> (Date of access: 12.20.2025). (0,3 printed sheet; personal contribution: a neural network model for predicting time series of social networks was developed and an approach to Modeling the dynamics of content popularity based on recurrent networks was implemented (0,1 printed sheet))

6. Ivchenko O.I., Filatova T.V., Ivchenko I. Yu. Development of new approaches to Modeling the processes of diagnostics and risk analysis in IT companies. *Bulletin of the Khmelnytsky National University*. No. 5. 2023. pp. 124-129 DOI: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5740-2023-322-5> (Date of access: 12.20.2025). (0,36 printed sheet; personal contribution: an economic and mathematical approach to Modeling cyber risks in IT companies was proposed and an analysis of factors influencing business sustainability was carried out (0,12 printed sheet)).

7. Ivchenko O.I., Ivchenko I.Yu., Radkevich I.O. Using Internet technologies for diagnostics and forecasting business decision-making processes. *Black Sea Economic Studies*. Series: Economics, Volume 27. Issue 81. 2023, pp. 224-228. DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35> (Date of access: 12.20.2025). (0,3 printed sheet; personal contribution: a methodology for integrating fractal analysis and neural networks in a web-based system for forecasting business decisions has been developed (0,1 printed sheet)).

8. Ivchenko I.Yu., Brynza A.A., Ivchenko O.I. Analysis of economic and mathematical models of portfolio management in the activities of an IT enterprise. *Bulletin of Khmelnytsky University*. Khmelnytsky: KhNU, 2020.

Economic Sciences. No. 4. P. 224-227. URL: <http://journals.khnu.km.ua/vestnik/wp-content/uploads/2021/02/43.pdf> (Date of access 21.12.2025). DOI: 10.31891/2307-5740-2020-284-4-41 <https://journals.khnu.km.ua/vestnik/?p=3670> (*0,3 printed sheet; personal Contribution: an analysis of economic and mathematical models of portfolio management was performed and the possibility of their adaptation for IT enterprises was substantiated (0,1 printed sheet)*).

### Publications of an Approbatory Nature

9. Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro EU experience with CE-certified diagnostic artificial intelligence // XXV International Scientific and Practical Conference «*Challenges and problems of modern science*», February 19-20, 2026, London, United Kingdom. P. 15-21. ISBN 978-92-44514-90-0 DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18773162> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/03/GB.L-1920022026.pdf> (Date of access: 02.03.2026) (*0,6 printed sheet; personal contribution: analysis of the EU experience with CE-marked diagnostic artificial intelligence systems (0,3 printed sheet)*).

10. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro. The role of explainable AI in clinical decision support // XXIII International Scientific and Practical Conference «*Current questions of modern science*» ISBN 978-92-44514-89-4, February 12-13, 2026, Tallinn, Estonia. P. 86-90. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.18685009> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/02/EST.T-1213022026.pdf> (Date of access: 02.03.2026) (*0.24 printed sheet; personal contribution of the applicant: the feasibility of using hybrid approaches that combine high-precision machine learning and deep learning algorithms with explanation methods for creating reliable and ethically acceptable decision support systems is substantiated (0,08 printed sheet)*).

11. Ivchenko Oleg. Modeling and forecasting business decisions in the pharmaceutical sector using intelligent platforms // Materials of the International

Scientific and Practical Conference "*Economic Cybernetics: Theory, Practice and Development Directions*". Abstracts of reports. Odesa: NUOP, 2025. P. 147-153  
URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2025/tezy25.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2025/tezy25.pdf) (Date of access: 06.01.2026) (0,15 printed sheet).

12. Ivchenko O. Application of machine and deep learning methods for developing business analytics tools in pharmaceutical research // International Scientific and Practical Conference "*Economic Cybernetics: Theory, Practice and Development Directions*", November 29-30, 2024. Abstracts of reports. Odesa: National University "OP" 2024. P. 34-39 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2024/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2024/tezy.pdf) (Date of access: 20.12.2025) (0,15 printed sheet).

13. Sokolovska Z.M., Ivchenko O.I. Trends and directions of development of intelligent systems for diagnostics of processes of making business decisions // All-Ukrainian scientific and practical conference "*Economics and public administration: new challenges and solutions*". National Aerospace University named after M. E. Zhukovsky "KHAI", January 18-19, 2024, Abstracts of reports. Kharkiv. 2024. P. 102-105 (0,16 printed sheet; personal contribution: an assessment of the practical significance of intellectual systems in management, forecasting and decision-making tasks was carried out (0,08 printed sheet)).

14. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleg, Grybeniuk Dmytro. Development of an intellectual analytical platform for pharmaceutical market research // XII International Scientific and Practical Conference «*Scientific advances and innovative approaches*». July 25-26 2024. Tokyo. Japan. P. 10-13. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.13144002>. URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2024/07/JAP.T-2526072024.pdf> (Date of access: 20.12.2025). (0,18 printed sheet; personal contribution: the stages of developing an intelligent analytical platform for forecasting demand and supply in the pharmaceutical sector are highlighted (0,06 printed sheet)).

15. Ivchenko O.I., Ivchenko I. Yu. Mathematical modeling in intelligent systems for making business decisions // International scientific and practical

conference "*Economic cybernetics: Theory, practice and development directions*", Odessa, November 29-30, 2022. Abstracts of reports. Odesa: OP. P. 82-85. URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2022/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2022/tezy.pdf) (Date of access: 07.01.2026) (0,16 printed sheet; personal contribution: formulated the task statement to justify the choice of the best risk management strategy for an IT project in order to reduce the degree of risk (0,08 printed sheet)).

16. Oleg Ivchenko, Semenov A.S. Development directions of artificial intelligence technologies in ensuring the defense capabilities of the country // International Scientific and Practical Conference "*Economic Cybernetics: Theory, Practice and Development Directions*". November 29-30, 2023, Odessa. Abstracts of reports. Odesa: NUOP, 2023. p. 38-41 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2023/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2023/tezy.pdf) (Date of access: 07.01.2026) (0,12 printed sheet; personal contribution: an analysis of the directions of development of artificial intelligence (AI) technologies in conditions of instability and various geopolitical threats in modern Ukraine (0,06 printed sheet)).

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	22
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ДІАГНОСТИКИ ПРОЦЕСІВ ПРИЙНЯТТЯ БІЗНЕС РІШЕНЬ (НА ПРИКЛАДІ ФАРМАЦЕВТИЧНОЇ ПРОМИСЛОВОСТІ).....	31
1.1 Тренди розвитку фармацевтичної галузі в умовах підвищеної ентропії середовища функціонування .....	31
1.2 Основні аспекти діагностики підтримки бізнес-рішень в управлінні продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства .....	39
1.3 Конкурентний аналіз ринку існуючих методологій та програмних платформ .....	52
Висновки до розділу 1 .....	69
РОЗДІЛ 2 ФРЕЙМВОРК HPF (HOLISTIC PORTFOLIO STRUCTURE) В КОНТУРІ ДІАГНОСТИКИ РІШЕНЬ У ФАРМАЦЕВТИЧНОМУ БІЗНЕСІ..	72
2.1 Концептуальні основи індексу готовності даних DRI та рівня готовності до прийняття рішень DRL.....	72
2.2 Архітектура фреймворку Holistic Portfolio Structure .....	82
2.3 Дослідницький аналіз даних (EDA) в межах фреймворку HPF .....	92
2.4 Обґрунтування вибору моделі в системі HPF.....	98
2.5 Рівні готовності даних (DRL) в процесах прогнозного формування цілісної структури продуктового портфелю фармацевтичного підприємства в контурі HPF .....	104
Висновки до розділу 2.....	113
РОЗДІЛ 3 МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА ГЕНЕРАТИВНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В СИСТЕМІ КЕРОВАНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ HPF.....	117

3.1. Оптимізація портфеля як кероване рішення за умов часткової спостережуваності.....	117
3.2. Інтеграція DRI/DRL із фреймворком HPF .....	125
3.3. Моделі використання машинного навчання та генеративного ШІ в системі керованої оптимізації продуктових портфельів фармацевтичних підприємств.....	133
Висновки до розділу 3.....	148
<b>РОЗДІЛ 4 ДІАГНОСТИЧНІ МОЖЛИВОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПЛАТФОРМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ HPF-P У ФОРМУВАННІ ЕФЕКТИВНИХ ПРОДУКТОВИХ ПОРТФЕЛІВ ФАРМАЦЕВТИЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ .....</b>	<b>150</b>
4.1 Архітектура платформи рішень HPF-P .....	150
4.2 Технологія роботи системи та інтерпретація результатів .....	166
4.3 Сценарні експерименти щодо формування ефективних продуктових портфельів фармацевтичних підприємств.....	171
Висновки до розділу 4.....	192
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>195</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>199</b>
<b>ДОДАТОК А Зовнішній вигляд платформи прийняття рішень HPF-P.....</b>	<b>215</b>
<b>ДОДАТОК Б Список публікацій здобувача .....</b>	<b>222</b>
<b>ДОДАТОК В Відомості про апробацію результатів дисертації .....</b>	<b>227</b>
<b>ДОДАТОК Г Довідка про використання результатів дисертаційної роботи у науково-дослідницької діяльності.....</b>	<b>228</b>
<b>ДОДАТОК Д Довідка про впровадження результатів дисертаційної роботи у навчальний процес .....</b>	<b>229</b>

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

DDS – (Decision-Diagnostic System), інтелектуальна система, що поєднує діагностику, аналіз та підтримку прийняття рішень.

DRI – індекс готовності до прийняття рішень, кількісний індекс, що оцінює рівень інформаційної готовності середовища до застосування аналітичних методів (вимірює інформаційну якість)

DRL – рівень готовності до прийняття рішень, ієрархічна шкала як механізм оцінки інформаційної готовності середовища для оптимізації портфеля

EDA – дослідницький аналіз даних, розглядається як інструмент визначення меж допустимості моделей

HPF – (Holistic Portfolio Framework) фреймворк, концептуальна основа формування цілісної структури портфеля, яка побудована як метарівнева система, що інтегрує діагностику, моделювання, оптимізацію та контроль рішень.

HPF-P – програмна реалізація HPF у вигляді інтелектуальної платформи підтримки рішень для продуктових портфелів фармацевтичних підприємств

OAP – (Orchestrated Analytical Pipeline) керований аналітичний конвеєр (архітектура обробки даних, у якій кожен етап (EDA, ML, оптимізація) активується лише за умов допустимості)

## ВСТУП

**Актуальність теми дослідження.** Фармацевтична галузь відіграє важливу роль у забезпеченні соціально-економічної стабільності та розвитку системи охорони здоров'я, формуючи значний сегмент інноваційної економіки та національного ринку медичних товарів і послуг. У сучасних умовах фармацевтичні підприємства функціонують в середовищі підвищеної невизначеності, що формується під впливом макроекономічних, демографічних, регуляторних та геополітичних факторів. Процеси управління портфелями фармацевтичної продукції стають особливо складними, оскільки характеризуються високими інвестиційними ризиками, тривалими інноваційними циклами, значною регуляторною залежністю та неоднорідністю інформаційного середовища.

В останні роки фармацевтичний ринок України демонструє зростання у вартісному вираженні, одночасно переживаючи стагнацію або зниження фізичних обсягів споживання. Це свідчить про структурні трансформації ринку та зміни поведінкових характеристик попиту. Водночас галузь функціонує в умовах структурної нестабільності, спричиненої подіями воєнного часу, макроекономічною турбулентністю, регуляторними змінами та трансформаціями каналів розподілу. Ці процеси призводять до зростання ентропії економічного середовища та створюють нові ризики в управлінні продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства.

За таких умов традиційні підходи до аналізу та оптимізації портфеля, засновані на припущеннях про стабільність параметрів та повну спостережуваність економічних змінних, втрачають свою пояснювальну та прогностичну силу. Математично коректні моделі можуть призводити до економічно вразливих управлінських рішень, коли інформаційна база є неповною або нестабільною. Ця проблема особливо очевидна у фармацевтичній галузі, де дані часто характеризуються цензуруванням,

фрагментацією джерел, нестаціонарністю часових рядів та високою неоднорідністю активів портфеля.

Сучасні програмні платформи та методології оптимізації портфеля в основному зосереджені на підвищенні обчислювальної ефективності та точності прогнозування, але рідко враховують економічну допустимість застосування аналітичних методів в умовах обмеженої спостережуваності даних. Відсутність механізмів попередньої діагностики інформаційного середовища створює ризик так званої «хибної точності», коли складні аналітичні інструменти генерують рекомендації на основі економічно ненадійних припущень. У цьому контексті розробка нових методологічних підходів до управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства набуває великої актуальності. Ці підходи повинні інтегрувати економічну діагностику інформаційного середовища, оцінку готовності даних до застосування аналітичних методів та контроль за допустимістю процедур оптимізації. Такий підхід дозволяє підвищити обґрунтованість управлінських рішень, зменшити ризик помилкових інвестицій та забезпечити стабільність портфельних стратегій у високо невизначених середовищах. Тому формування діагностично-орієнтованих систем підтримки рішень, здатних інтегрувати оцінку економічної готовності, аналітичне моделювання та контроль допустимості для методів оптимізації, є важливим науковим та практичним завданням.

### **Зв'язок дослідження з науковими програмами, планами та темами**

Дисертаційну роботу виконано у відповідності до планів науково-дослідних робіт Національного університету «Одеська політехніка» за 2022-2025 рр. при виконанні держбюджетної теми № 195-68 «Теоретичні і прикладні проблеми системного аналізу, сучасних технологій і моделювання в соціально-економічному просторі» (номер реєстрації 0121U108286, 2021-2025 рр.), де автором представлена розробка концептуального фреймворку прийняття рішень (HPF) та побудована на його основі інтелектуальна платформа прийняття рішень HPF-P; наведені результати апробації

розробленого інструментарію за матеріалами провідних підприємств фармацевтичної галузі України; доведено значення використання запропонованих технологічних та модельних рішень в управлінні бізнес-процесами формування продуктових портфелів фармацевтичних компаній та закладів охорони здоров'я.

Дисертант приймав участь в НДР як співвиконавець.

**Мета і задачі дослідження.** Метою дослідження є розробка теоретичних та методологічних основ та інструментів економічної діагностики допустимості портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі на основі оцінки готовності даних та розробка інтелектуальної платформи підтримки рішень.

Для досягнення цієї мети були сформульовані такі *завдання*:

- визначити основні компоненти економічної діагностики формування продуктових портфелів фармацевтичних підприємств в умовах структурної невизначеності ринкового середовища та обмеженої спостережуваності економічних процесів;
- обґрунтувати економічну допустимість портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі та механізми економічної регуляції моделювання, оптимізації й валідації з формалізацією: індексу готовності до прийняття рішень та рівнів готовності, визначення та архітектури фреймворку NPF як економічно регульованої системи прийняття портфельних рішень;
- визначити, обґрунтувати та формалізувати умови допустимого застосування машинного навчання та генеративних моделей в оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства за умов часткової спостережуваності;
- розробити механізм кількісної оцінки готовності даних для прийняття бізнес-рішень на основі індексу готовності, що характеризує інформаційну якість, та формалізувати правила його агрегування у рівні готовності як регулятора допустимої складності моделей;

- інтегрувати емпірично встановлені пороги розміру та якості вибірки даних для прийняття бізнес рішень фармацевтичних компаній та механізм вибору алгоритмів та побудови стратегій оптимізації портфелю;
- розробити та апробувати інтелектуальну систему для діагностики процесів прийняття бізнес рішень (HPF-P) у вигляді програмної платформи; перевірити ефективність застосування машинного навчання через на основі сценарного аналізу для оптимізації портфеля у фармацевтичній галузі.

*Об'єктом дослідження* є процеси формування та управління портфелями фармацевтичних продуктів в умовах структурної невизначеності економічного середовища.

*Предметом дослідження* є теоретичні і методологічні основи та інструментарій економічної діагностики допустимості портфельних рішень та аналітичних методів оптимізації у фармацевтичному бізнесі.

**Методи дослідження.** У дослідженні використовується поєднання загальнонаукових та спеціалізованих методів дослідження, включаючи системний аналіз, структурний аналіз, економіко-математичне моделювання, інтелектуальні методи аналізу даних, методи статистичної оцінки, методи оптимізації портфеля, сценарне моделювання та імітаційний аналіз.

*Інформаційну базу дослідження* склали праці вітчизняних і зарубіжних вчених, фахівців-практиків з проблематики дослідження; міжнародні стандарти, чинне законодавство у сфері інформаційних технологій та у фармацевтичній галузі й сфері охорони здоров'я; статистичні дані Державної служби статистики України; публічні огляди та відкриті дані стосовно функціонування вітчизняної фармацевтичної галузі; дані, розміщені на офіційних веб-сайтах фармацевтичних компаній; матеріали фармацевтичних компаній ТОВ «ФАРМАК» та «ДАРНИЦЯ», Медичного центру «ІнноваМедікал»; результати власних досліджень.

### **Наукова новизна отриманих результатів.**

*вперше:*

– сформульовано та обґрунтовано формальні умови економічної допустимості застосування машинного навчання та генеративних моделей у портфельній оптимізації, що розмежовують задачі прогнозування та задачі оптимізації машинного навчання та генеративних моделей;

– запропоновано систематичне картування «DRI → DRL → допустимі стратегії», у якому емпірично обґрунтовані порогові значення розміру вибірки параметризують вибір алгоритмів і формують ієрархію допустимих стратегій оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства;

– розроблено інтелектуальну платформу підтримки рішень HPF-P як інструмент реалізації концепції економічної допустимості застосування методів аналізу даних і машинного навчання для діагностики, оптимізації портфеля та підтримки управлінських рішень. Вона спирається на: а) принципи впровадження діагностично-орієнтованих систем підтримки рішень у фармацевтичному бізнесі; б) технології сценарного аналізу портфельних рішень на основі індексів готовності даних; в) емпіричне підтвердження зниження ризику та підвищення стабільності портфеля;

*удосконалено:*

– наукові засади економічної діагностики формування продуктового портфеля фармацевтичних підприємств шляхом: а) оцінювання рівня ентропії середовища, часткової спостережуваності економічних змінних та економічної допустимості застосування моделей оптимізації, що підвищує обґрунтованість портфельних управлінських рішень; б) обґрунтування меж застосування портфельної оптимізації в умовах структурної невизначеності через виділення діагностичного етапу як обов'язкової економічної передумови прийняття рішень; в) конкурентного аналізу існуючих методів та платформ портфельної оптимізації з позицій економічної доцільності для встановлення методологічної невідповідності

між рівнем аналітичної складності інструментів та зрілістю інформаційного середовища підприємства;

– *механізм оцінювання інформаційної готовності даних для бізнес-рішень, відмінністю якого є п'ятикомпонентна структура індексу готовності даних, яка охоплює повноту даних, ідентифікацію попиту, спостережуваність ризиків, доцільність обмежень та часову стабільність з формалізованими критеріями оцінювання та агрегуванням у рівні готовності до прийняття рішення на основі принципу найслабшого елемента;*

– *обґрунтування економічної допустимості портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі та механізми економічної регуляції моделювання, оптимізації й валідації, відмінністю яких є: а) інтерпретація невизначеності як структурного обмеження допустимості портфельних рішень, індекс DRI і ієрархія рівнів DRL як механізму економічної оцінки інформаційної достатності для оптимізації; б) концептуальна основа формування цілісної структури портфеля (фреймворк HPF) як системи метарівня, що інвертує традиційну логіку «дані – модель – рішення» та впроваджує керований механізм допустимості аналітичних процедур «дані – діагностична оцінка даних – оцінка допустимості запропонованих методів оптимізації – моделі – управління рішеннями – рішення»; в) вибір аналітичних методів через запровадження діагностичних функцій допустимості, порогових реєстрів та інституціоналізації утримання від економічно неприйнятних рішень.*

**Практичне значення одержаних результатів** роботи полягає у розробленні методичного та програмного інструментарію економічної діагностики та оптимізації продуктивних портфелів фармацевтичних підприємств.

Запропонована платформа HPF-P може бути використана фармацевтичними компаніями та закладами охорони здоров'я для аналізу та оптимізації портфеля продуктів, а також у системах підтримки прийняття управлінських рішень.

Результати роботи і рекомендації впроваджено у практичну діяльність ТОВ «Медичний центр «ІнноваМедікал» (довідка № КЛ-12/2026 від 14.01.2026 р.).

Результати використані у науково-дослідницькій діяльності Національного університету «Одеська політехніка» (довідка № 51/68-07 від 12.01.2026 р.). Результати дисертації впроваджено у навчальний процес Національного університету «Одеська політехніка» МОН України, де їх використано при підготовці навчальних програм, навчально-методичних матеріалах та курсів лекцій з дисциплін «Системи прийняття рішень», «Інтелектуальні технології Data Mining та Text Mining» першого (бакалаврського) рівня освіти та дисциплін «Математичні методи та моделі ринкової економіки» та «Комп'ютерне моделювання складних економічних систем» другого (магістерського) рівня освіти (довідка № 12/68-07 від 08.01.2026 р.).

**Особистий внесок здобувача.** Дисертація є самостійно виконаною науковою працею, в якій викладено авторський підхід до застосування інтелектуальних інформаційних технологій в діагностиці процесів прийняття бізнес-рішень, апробований на розв'язанні проблем формування продуктових портфелів підприємств фармацевтичної галузі та закладів охорони здоров'я.

Всі наукові результати, викладені в дисертації, одержано автором особисто. З наукових публікацій, виданих в співавторстві, у роботі використані лише ті положення, що складають індивідуальний внесок, який зазначений у переліку публікацій за темою дисертації.

**Апробація результатів дослідження.** Теоретико-методологічні положення, прикладні результати і рекомендації дисертації оприлюднювались та обговорювались на міжнародних науково-практичних конференціях:

1. XXV International Scientific and Practical Conference «Challenges and problems of modern science», February 19-20, 2026, London, United Kingdom

2. XXIII International Scientific and Practical Conference «Current questions of modern science», February 12-13, 2026, Tallinn, Estonia.

3. Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку». Національний університет «Одеська політехніка», 17-23 листопада 2025 р., м. Одеса

4. Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку», Національний університет «Одеська політехніка». 29-30 листопада 2024, м. Одеса

5. Всеукраїнська науково-практична конференція «Економіка та публічне управління: нові виклики та рішення». Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ», 18-19 січня 2024 р., м. Харків

6. XII International Scientific and Practical Conference «Scientific advances and innovative approaches», July 25-26, 2024, Tokyo, Japan

7. Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку», Національний університет «Одеська політехніка», м. Одеса, 29-30 листопада 2022 р.,

8. Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку». Національний університет «Одеська політехніка», 29-30 листопада 2023 р., м. Одеса

**Публікації.** За результатами досліджень опубліковано 16 наукових праць: 8 статей у наукових фахових виданнях України, що включені у міжнародні наукометричні бази (3 статті – Scopus); 8 – тез доповідей на наукових конференціях. Загальний обсяг публікацій складає 5,66 д.а., з яких 2,53 д.а. належать особисто автору.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертаційна робота складається з анотації, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел з 121 найменувань – на 16 сторінках, 5 додатків на 13 сторінках.

Повний обсяг дисертації – 229 сторінок, в тому числі 177 сторінок основного тексту. Дисертація містить 25 рисунків, з яких 1 займає повну сторінку; 21 таблиця, з яких 2 займають повну сторінку.

РОЗДІЛ 1  
ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ДІАГНОСТИКИ ПРОЦЕСІВ  
ПРИЙНЯТТЯ БІЗНЕС РІШЕНЬ (НА ПРИКЛАДІ ФАРМАЦЕВТИЧНОЇ  
ПРОМИСЛОВОСТІ)

1.1 Тренди розвитку фармацевтичної галузі в умовах підвищеної ентропії середовища функціонування

В українських реаліях фармацевтична промисловість є однією з найбільш динамічних і прибуткових галузей економіки країни, не зважаючи на складну соціально-економічну ситуацію. За даними Державної служби статистики України [1] середньорічне зростання національного ринку за останні 5 років залишається на рівні 15–20%.

Дані Proxima Research і Державна служба статистики України за 2025 рік вказують, що роздрібний продаж лікарських засобів досяг ~153,1 млрд грн у гривні (що в доларовому еквіваленті становило приблизно 3,8 млрд \$) зі зростанням нижче інфляції. Остаточні дані за весь 2025 р. з великою ймовірністю будуть у межах 3,1–3,9 млрд. доларів, залежно від курсу гривні та сезонних коливань (табл. 1.1, 1.2) [2].

Таблиця 1.1 – Об'єм ринку лікарських засобів, \$ млрд (джерело: [4-9])

Період	Обсяг (млрд грн)	Динаміка (грн)	Динаміка (упаковки)
I півріччя 2023	78,4	+27,0%	-5,3%
I півріччя 2024	92,4	+17,9%	+1,6%
I півріччя 2025	111,9	+21,1%	+0,9%
9 місяців 2025	159,7	+13,1%	-2,0%

Таблиця 1.2 – Аналітичний огляд фармацевтичного ринку України 2025

Період аналізу	Категорія товару	Обсяг продажів (млн грн)	Динаміка в грошах (%)	Обсяг (млн упаковок)	Динаміка в упаковках (%)	Середньозважена вартість (грн)	Основні тренди та фактори впливу	Джерело
1-ше півріччя 2025 року	Лікарські засоби	87 074,2	19,7	413,4	-1,0	210,6	Інфляція як головний драйвер росту; зростання частки рецептурних засобів та імпортованих товарів.	[3]
1-ше півріччя 2025 року	Дієтичні добавки	13 498,5	32,1	60,9	7,5	221,8	Найвищі темпи зростання серед категорій; збільшення частки в загальній структурі кошика.	[3]
1-ше півріччя 2025 року	Медичні вироби	6 845,4	19,2	148,5	3,6	46,1	Зростання частки в натуральному вираженні через нижчу вартість одиниці товару.	[3,4]
1-ше півріччя 2025 року	Косметика	4 501,2	20,2	25,3	3,5	177,6	Стабільна частка в грошовому вираженні на рівні 4%.	[3]
січень–вересень 2025 року	Лікарські засоби	123 677,0	11,76	597,193	-0,88	207,1	Інфляційний тиск, консолідація дистриб'юторів	[6,7]
січень–вересень 2025 року	Дієтичні добавки, БАДи	18 385,0	27,9	72,858	1,06	252,34	Продовження тренду на збільшення частки БАДів у кошику (понад 12%).	[6,7]
червень 2025 року	Аптечний кошик в цілому	17 000,0	21,0	98,6	2,0	172,0	Збільшення онлайн-продажів, заборона маркетингових договорів (з березня 2025) призвела до росту цін.	[5,9]

Фармацевтична галузь України протягом 2025 року демонструє відносну стійкість та високу здатність адаптуватися в умовах «підвищеної ентропії довкілля», сформованої поєднанням військових ризиків, демографічних зрушень та інфляційного тиску. Точний підсумковий річний обсяг у 2025 році у доларовому вираженні ще не опублікований, але за підсумками дев'яти місяців аптечний продаж ліків становив  $\approx 3,1$  млрд грн у доларовому еквіваленті (+10,5% до минулого року), що підтверджує тренд зниження доларових показників через вплив курсових та інфляційних. Незважаючи на системні шоки, галузь зберігає функціональність та поступово трансформує свої бізнес-моделі відповідно до нових обмежень.

Аналіз ринкової динаміки свідчить про структурний розрив між натуральними та вартісними показниками споживання. Скорочення реального споживання у фізичних обсягах супроводжується стабільним зростанням фармацевтичного ринку у грошах. Ключовими факторами цього процесу є інфляційна складова, а також зміна споживчої поведінки у бік дорожчих препаратів та альтернативних продуктів для підтримки здоров'я. Таким чином, зростання ринку носить швидше ціновий та структурний характер, ніж кількісний.

Очікуване зростання роздрібного фармацевтичного ринку за підсумками 2025 року в межах 12,4–16,1% у гривневому еквіваленті підтверджує збереження фінансової ємності галузі навіть за обмеженого платоспроможного попиту. У той же час, усередині ринку відбувається перерозподіл між сегментами. Особливо динамічно зростає сегмент дієтичних добавок, частка яких у структурі аптечного кошика досягла близько 12%. Це може свідчити як про зміну споживчих пріоритетів у бік профілактики, так і про реакцію населення на обмежений доступ до медичних послуг. На цьому фоні сегмент лікарських засобів у натуральному вираженні демонструє спад у межах 0,5–4,6% у різні періоди 2025 року, що свідчить про зниження реальної інтенсивності лікування.

У відповідь на дедалі більшу невизначеність і втрату прогнозованості ринку фармацевтичні компанії все активніше впроваджують технологічні інструменти підтримки управлінських рішень. Інтеграція систем на основі машинного навчання та глибокого навчання дозволяє частково компенсувати дефіцит стабільних даних, підвищити точність прогнозування попиту та оптимізувати ланцюги постачання. Технологічна трансформація стає інструментом розвитку, а необхідною умовою виживання в умовах високої ентропії.

Додатковий вплив на конфігурацію ринку надає регуляторне середовище. Заборона маркетингових договорів, що набула чинності з березня 2025 р., а також запровадження механізмів референтного ціноутворення суттєво змінюють баланс сил між виробниками та аптечними мережами. Ці рішення обмежують нецінову конкуренцію, знижують еластичність комерційних стратегій і одночасно підвищують роль держави як активного учасника ринкового регулювання.

У ширшому макроекономічному контексті фармацевтичний ринок України функціонує на тлі уповільнення економічного зростання: прогноз НБУ щодо ВВП на 2025 рік знижено до 2,1%. Міграційні процеси, внаслідок яких фактична ємність внутрішнього ринку оцінюється приблизно 29 млн осіб, руйнування інфраструктури та стійка інфляція формують тривалі структурні обмеження для галузі. У сукупності ці фактори закріплюють високий рівень невизначеності, в якому фармацевтична індустрія змушена одночасно виконувати економічну, соціальну та безпекову функцію.

Даний сектор є важливою частиною ринку, який значною мірою визначає національну й оборонну безпеку країни. Його економічними характеристиками є високий рівень конкуренції, значна сегментація, імпортозалежність, достатньо потужне державне регулювання при незначному фінансуванні. Системні проблеми індустрії – неможливість забезпечення повного циклу виробництва на території країни (фактично відсутність виробництва активних фармацевтичних речовин); недостатній

технологічний та інноваційний рівень; проблеми із забезпеченням сировиною та фінансові обмеження – ускладнюють загальну ситуацію.

Конкурентне середовище фармацевтичного ринку України у 2025 році залишається висококонцентрованим. Процес консолідації продовжується, хоча його темпи дещо сповільнилися. Ринок дедалі більше контролюється обмеженою кількістю великих гравців, які визначають основні умови конкуренції.

Топ-маркетингові організації (за обсягом продажів):

1. Фармак (Україна) – лідер ринку.
2. Дарниця (Україна) – зберігає позиції у топ-3, незважаючи на певне зниження частки.
3. Київський вітамінний завод – активно збільшує обсяги (+24,8%).

Лідером за обсягами продажів залишається компанія «Фармак», яка утримує провідні позиції завдяки сильному продуктовому портфелю та локальному виробництву. "Дарниця" зберігає місце серед трьох найбільших компаній, хоча її частка ринку дещо зменшується. Водночас Київський вітамінний завод активно нарощує обсяги, показавши зростання на рівні 24,8% [9].

На рівні окремих продуктів у 2025 році стабільно високі продажі мають такі бренди як Нурофен, Ксарелто, Тріпліксам, Німесіл та Налбуфін, що свідчить про стійкий попит на ці препарати.

Державне регулювання і далі грає визначальну роль у формуванні цін та забезпеченні доступності лікарських засобів. Програма «Доступні ліки» залишається одним із ключових соціальних інструментів: на липень 2025 року в її межах було використано 4,2 млрд грн, що дозволяє стримувати ціни та підтримувати найуразливіші категорії населення. Паралельно впровадження референтного ціноутворення охопило близько 26% фармацевтичного ринку, для 494 позицій встановлено граничні ціни на основі міжнародних порівнянь, що обмежує можливість різкого зростання вартості препаратів.

У той же час заборона маркетингових договорів призвела до суперечливих наслідків. Незважаючи на очікування зниження цін, у сегменті безрецептурних препаратів зафіксовано їхнє зростання приблизно на 21% на рівні дистриб'юторів. Основною причиною стало скорочення ресурсів аптек для проведення акцій та надання знижок, що вплинуло на кінцеву ціну споживача.

Прогноз на 2026 залишається помірно позитивним. Очікується подальше зростання фармацевтичного ринку на рівні близько 15,5% у гривневому вираженні, переважно за рахунок інфляційного чинника та відновлення економічної активності. За базовим сценарієм Національного банку України, ВВП може зрости на 2–3% за поступової нормалізації безпекової ситуації, тоді як інфляція, за прогнозами, сповільниться до 9,7% з подальшою тенденцією до зниження, що створює більш стабільні умови для розвитку фармацевтичної галузі в середньостроковій перспективі.

Структурною рисою фармацевтичного ринку є домінування дженеричних препаратів, що зумовлює інтенсивну конкуренцію між виробниками. З метою збереження та зміцнення ринкових позицій фармацевтичні компанії на всіх рівнях управління мають постійно розробляти й контролювати ефективність стратегій розвитку. Водночас формування таких стратегій ускладнюється під впливом сучасних викликів – пандемії, воєнних дій та інших важкопрогнозованих дестабілізуючих чинників. У результаті ці процеси набувають комплексного та багатокритеріального характеру [11].

В сучасних умовах функціонування ринку до основних дестабілізуючих факторів ринкового оточення можна віднести:

– суттєві та часто важкопрогнозовані зміни ринкової кон'юнктури, зумовлені трансформацією структури попиту під впливом пандемії та воєнних викликів. Міграція населення, істотне скорочення платоспроможного попиту та інші соціально-економічні зрушення підвищують рівень невизначеності й ентропії у фармацевтичному секторі;

– жорсткі цінові тенденції. Вартість лікарських засобів зростає високими темпами, що пов'язано з інфляційними процесами, підвищенням цін на сировину (зокрема через логістичні ускладнення) та зростанням витрат на дистрибуцію. За експертними оцінками, у 2025 році середня ціна упаковки лікарського засобу зросла приблизно на 16,4 % порівняно з попереднім роком (Proxima Research, 2025) [9,10];

– кризовий стан економічної та політичної ситуації в країні. Фармацевтична галузь характеризується підвищеним рівнем державного регулювання та контролю порівняно з більшістю інших секторів економіки, тому її розвиток безпосередньо залежить від макроекономічної та політичної стабільності. Більшість негативних тенденцій мають похідний характер від воєнних дій: погіршення макроекономічних показників, прискорення інфляції, скорочення обсягів прямих іноземних інвестицій;

– трансформування параметрів конкурентного середовища фармацевтичного ринку під впливом глобалізаційних процесів.

В умовах війни фармацевтична галузь продемонструвала свою стратегічну важливість як один із елементів забезпечення національної безпеки. Водночас воєнні події стали серйозним випробуванням для вітчизняних виробників, а підтримання безперервного та стабільного функціонування галузі перетворилося на одне з пріоритетних завдань держави та бізнесу [12].

Між процесами трансформації фармацевтичної галузі та тенденціями розвитку фармацевтичного ринку – як на національному, так і на глобальному рівнях – існує взаємозумовлений і двосторонній зв'язок. Фармацевтичний ринок як складна соціально-економічна система вирізняється високим рівнем невизначеності, що посилюється впливом кризових явищ, форс-мажорних обставин, структурних змін та інших дестабілізуючих чинників. У таких умовах виникає потреба у безперервному вдосконаленні систем підтримки прийняття рішень на всіх рівнях управління

галуззю із залученням не лише класичних управлінських інструментів, а й сучасного гнучкого математичного апарату.

Ускладнення ринкового середовища безпосередньо впливає на процеси формування та оптимізації продуктових портфелів підприємств. Зростає значимість диверсифікації асортименту, балансування портфеля за рівнем ризику та прибутковості, облік стадій життєвого циклу препаратів та регуляторних обмежень. Одночасне скорочення натуральних обсягів споживання при зростанні фінансових показників формує асиметрію економічних сигналів, що ускладнює інтерпретацію ринкових тенденцій та ухвалення стратегічних рішень. Підвищена ентропія середовища проявляється у нестабільності параметрів попиту, зміні механізмів відшкодування, концентрації дистрибуції та залежності від макроекономічних факторів. У таких умовах класичні підходи до портфельного управління, що базуються на припущенні стабільності параметрів та повної спостережливості економічних змінних, втрачають достатню прогностичну здатність. Це підвищує ризик ухвалення економічно необґрунтованих інвестиційних та стратегічних рішень [13].

Додатковим обмеженням є якість інформаційного забезпечення. Наявні джерела даних, а саме галузева аналітика, публічні огляди та звітність окремих підприємств [4, 6], в більшості мають вибіркового характеру, обмежений тимчасовий горизонт або ускладнений доступ у зв'язку з військовим становищем. Неповнота, цензуваність та нестабільність даних знижують достовірність прогнозів та ускладнюють застосування традиційних інструментів аналізу [14].

В умовах фармацевтичного ринку України головними джерелами даних наступні:

– інформація консалтингової компанії, що займається аналітичними дослідженнями фармацевтичного ринку Proxima Research (2024) [6, 10, 11]. Водночас значна частина цієї інформації має обмежений доступ і не завжди може бути використана для побудови достовірних прогнозів. Це пов'язано з

тим, що відсутні окремі необхідні показники, до того ж історичні ряди даних охоплюють короткі часові проміжки (що знижує їхню репрезентативність), а частина масивів є застарілою або неповною;

– інформація щотижневого видання «Аптека» та сайт E-commerce Але інформація часто має вибірковий характер, дані відображають лише окремі аспекти функціонування фармацевтичної індустрії та не забезпечують цілісної картини розвитку фармацевтичного ринку [18,19].

– інформація зі звітності фармацевтичних компаній, зокрема «ПрАТ фармацевтична фірма «ДАРНИЦЯ», «ФАРМАК» [20, 21].

Отже, фармацевтичний ринок України функціонує за умов структурної невизначеності, що трансформує економічні передумови формування продуктових портфелів. За таких обставин виникає потреба не тільки в удосконаленні інструментів прогнозування, а й у попередній оцінці інформаційної та структурної готовності системи до ухвалення управлінських рішень [22]. Підвищена ентропія середовища зумовлює необхідність переходу від традиційної моделі безпосередньої оптимізації портфеля до діагностично-орієнтованого підходу, що передбачає визначення умов допустимості аналітичних та прогностичних інструментів. Визначення основних аспектів такого діагностичного аналізу формування продуктових портфелів підприємств фармацевтичної галузі за умов невизначеного середовища є предметом подальшого дослідження [23, 24].

## 1.2 Основні аспекти діагностики підтримки бізнес-рішень в управлінні продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства

Одним із ключових стратегічних завдань промислового підприємства фармацевтичної галузі є формування та оптимізація продуктового (товарного) портфеля.

Продуктовий портфель підприємства – це сукупність лікарських засобів та інших фармацевтичних продуктів, що перебувають на різних стадіях їх життєвого циклу та забезпечують реалізацію стратегічних цілей компанії з урахуванням ринкових, фінансових і регуляторних обмежень [25, 26].

Він відображає структуру асортименту підприємства, рівень диверсифікації, інноваційності та конкурентоспроможності. Формування такого портфеля пов'язане з необхідністю комплексного вирішення взаємопов'язаних завдань у межах виробничо-збутової діяльності, фінансового планування, інвестиційної політики, управління ризиками та інноваційного розвитку [27].

Специфіка фармацевтичної галузі, а саме, високий рівень державного регулювання [28], значні витрати на дослідження й розробки, тривалі цикли створення та реєстрації препаратів, а також підвищені вимоги до якості й безпеки, зумовлює необхідність застосування спеціалізованих підходів до розроблення й прийняття відповідних бізнес-рішень [29, 30]. Це, своєю чергою, висуває підвищені вимоги до формування інформаційно-аналітичної бази та систем підтримки прийняття управлінських рішень. Розглянемо наведені процеси через призму поставленої у дисертаційному дослідженні задачі [31].

Формування продуктового/товарного портфеля тісно пов'язано з визначенням ринкових стратегій фармацевтичних компаній, зокрема, з задачами прогнозування ринкового попиту та продажів різноманітних видів фармацевтичної продукції. В умовах висококонкурентного бізнес-середовища такі процеси набувають особливої складності, оскільки потребують одночасного врахування ринкових, регуляторних, фінансових і поведінкових чинників, а також невизначеності та ризиків, притаманних фармацевтичній галузі.

Прогнозування попиту в фармацевтичній галузі має ще більш ускладнену структуру порівняно з іншими галузями завдяки зв'язкам зі

сферою охорони здоров'я, що вимагає врахування людського фактору, розповсюдження сезонних та епідемічних захворювань, умов збуту, ринкової долі конкурентоспроможної продукції та т. і. [15, 32, 33]

На відміну від ринків споживчих товарів, для яких показники цінової еластичності попиту та ефекти заміщення можуть бути оцінені з відносно високим ступенем достовірності, попит на фармацевтичні препарати формується під впливом багаторівневої та інституційно зумовленої системи чинників. Його динаміка визначається складною взаємодією епідеміологічних тенденцій, процедур регуляторного схвалення лікарських засобів, механізмів державного та страхового відшкодування, а також клінічних протоколів і рекомендацій щодо медичної практики. Це зумовлює специфічний характер попиту на фармацевтичну продукцію та ускладнює застосування класичних моделей ринкового аналізу. Як підкреслюють Scannell Jack et al. галузевому аналізі «Виклик продуктивності досліджень та розробок: трансформація фармацевтичної екосистеми», невизначеність, що впливає на результати фармацевтичної діяльності, є не просто стохастичним шумом, а структурною за своєю природою [28].

Ринкова невизначеність у цьому контексті посилюється тривалими циклами розробки, властивими фармацевтичним дослідженням і розробкам. Інвестиційні рішення, прийняті на доклінічних або ранніх клінічних фазах, ґрунтуються на інформації, яка є одночасно неповною та часово віддаленою від комерціалізації. Протягом десяти-п'ятнадцяти років навіть незначні зміни в медичних стандартах, конкурентному середовищі або політичних рамках можуть зробити недійсними початкові економічні припущення. Це явище широко досліджується в науковій літературі. Зокрема, у роботі Stig Johan Wiklund et al. «Планування портфеля проєктів у фармацевтичній промисловості: стратегічні цілі та кількісна оптимізація» автори підкреслюють наявність розриву між прогнозами на ранніх стадіях та фактичною ефективністю реалізованого портфеля [29]. Волатильність на фармацевтичних ринках не можна звести лише до коливань цін. Натомість

вона охоплює волатильність ймовірності схвалення, волатильність результатів відшкодування та волатильність реалізації попиту після запуску. Ці виміри взаємодіють нелінійно, створюючи петлі зворотного зв'язку, які важко моделювати за допомогою традиційних економетричних або оптимізаційних моделей. У дослідженні «Як лідери біофармацевтичної галузі оптимізують свої портфельні стратегії», проведеному McKinsey & Company, також наголошується, що навіть добре диверсифіковані портфелі можуть демонструвати нестабільну динаміку вартості під впливом синхронізованих регуляторних або платіжних шоків [30].

Структурна складність ще більше посилює ентропію середовища. Фармацевтичні портфелі складаються з гетерогенних активів, що відрізняються терапевтичною областю, стадією розробки, регуляторним шляхом та географією ринку [30]. Підходи до оптимізації портфеля, викладені у роботі Baitinger та Rapenbrock «Мережевий підхід до оптимізації портфеля з використанням фундаментальної інформації» а також іншими науковцями, свідчать, що ігнорування структурних взаємозв'язків призводить до систематичної недооцінки ризику.

На відміну від фінансового регулювання, яке часто спрямоване на стабілізацію ринків, фармацевтичне регулювання вводить дискретні, бінарні результати з далекосяжними економічними наслідками. Рішення про схвалення, прийняті такими агентствами, як FDA або EMA, перетворюють вартість проекту зі спекулятивної на реалізовану, тоді як негативні або відкладені рішення можуть зробити багаторічні інвестиції економічно невідшкодованими. Важливо, що ці рішення не є суто детермінованими функціями клінічних даних; на них впливають зміни стандартів безпеки, політичні пріоритети та міркування громадського здоров'я.

Економічні наслідки регуляторної невизначеності були проаналізовані в контексті фундаментальної теорії рішень, але особливо гострі вони є у фармацевтичній галузі через незворотність інвестицій у розвиток. Як обговорювалося в Aharon Ben-Tal, Laurent El Ghaoui, Arkadi Nemirovski

“Robust Optimization” (Надійна оптимізація), невеликі збурення в параметрах обмежень можуть зробити недійсними номінально оптимальні рішення. У фармацевтичній сфері регуляторні пороги ефективно діють як невизначені обмеження, реалізація яких лише частково спостерігається до прийняття рішення.

Механізми відшкодування створюють додаткове, ортогональне джерело невизначеності. Навіть після схвалення регуляторними органами доступ до ринку залежить від рішень платників, оцінок медичних технологій та національних переговорів щодо ціноутворення. У роботі [34] авторами підкреслюється, що результати відшкодування часто розходяться на різних ринках, що призводить до фрагментарної реалізації попиту.

Отже, глобальні прогнози доходів, отримані на основі моделей агрегованого попиту, як правило, демонструють систематичну упередженість та надмірну впевненість.

Взаємодія між регулюванням та відшкодуванням витрат створює багаторівневу систему обмежень, яку неможливо належним чином врахувати за допомогою одноетапної оптимізації. Препарат може відповідати вимогам клінічної ефективності, не досягаючи порогів економічної ефективності, або досягати відшкодування в одній юрисдикції, але бути виключеним в іншій. Ця неоднорідність підриває припущення про однорідний розподіл виплат, який зазвичай вбудований у моделі оптимізації портфеля.

Емпіричні дослідження нестабільності портфеля, зокрема в роботі Weichuan Deng та ін. [35], свідчать про те, що підвищення складності моделі не обов'язково призводить до покращення результатів поза вибіркою, особливо у випадках, коли невизначеність вхідних даних переважає над інформативністю сигналу. У фармацевтичних умовах ця проблема посилюється розрідженістю даних, цензурованими спостереженнями та змінами режимів, викликаними зовнішніми особами, що приймають рішення, а не ринковими силами.

Практичним наслідком є зростання розбіжності між рекомендаціями, згенерованими моделлю, та управлінською інтуїцією. Особи, що приймають рішення, часто ігнорують аналітичні результати не через спротив кількісним методам, а через неявне визнання того, що система функціонує поза допустимою областю моделі. Це явище часто неправильно тлумачиться як невдача впровадження або управління змінами, тоді як воно точніше відображає нездатність діагностувати готовність до прийняття рішень.

На рис. 1.1 наведена концептуальна діаграма, що відображає роль ентропії навколишнього середовища в рішеннях стосовно продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

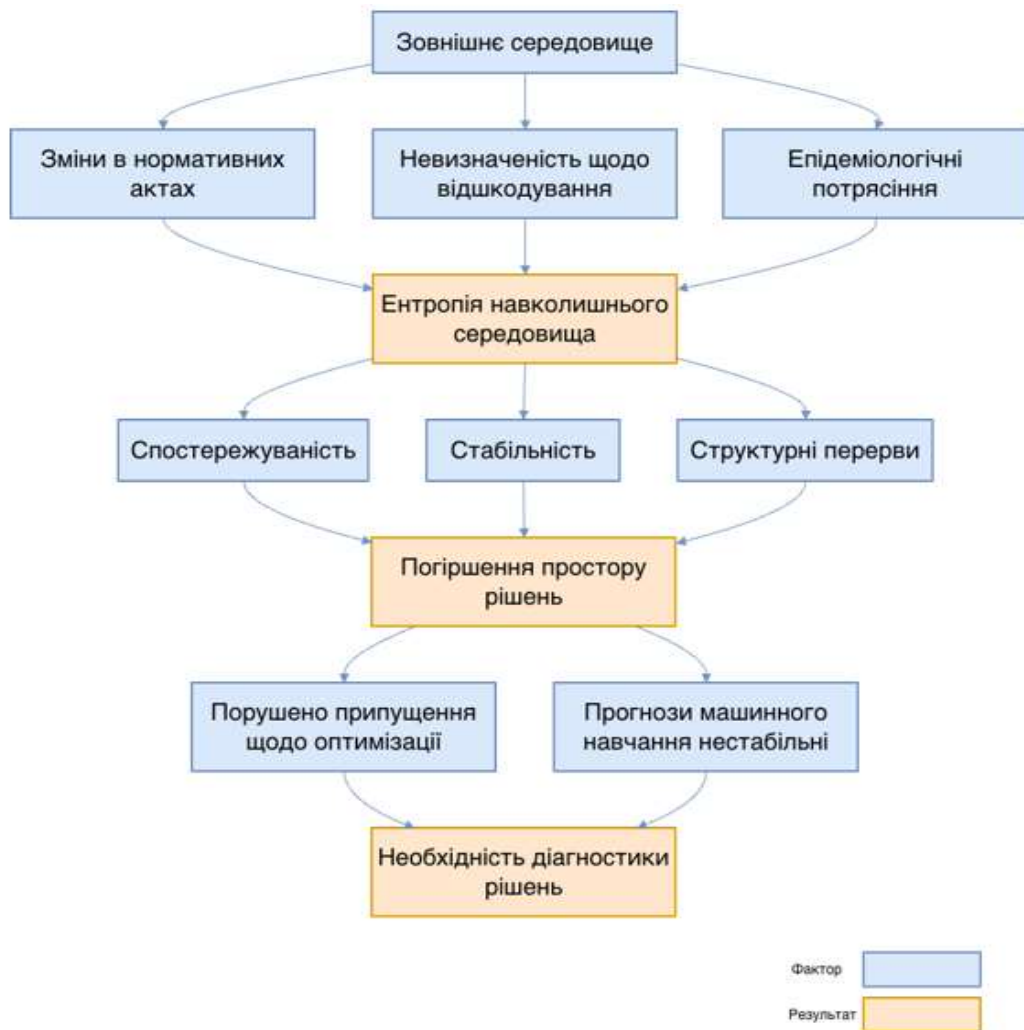


Рисунок 1.1 – Концептуальна модель урахування ентропії середовища в управлінні портфелем (джерело: власна розробка)

Аналогічно, зв'язок між ентропією та надійністю рішень узагальнено у таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Ентропія навколишнього середовища та результати рішень (джерело: [23, 38])

Рівень ентропії	Стабільність даних	Валідність оптимізації	Ризик прийняття рішень
Низький	Високий	Високий	Контрольований
Помірний	Частковий	Умовний	Підвищений
Високий	Низький	Неприпустимий	Критичний

Ці спостереження спонукають до зміни перспективи: прийняттю рішень щодо портфеля має передувати діагностична оцінка інформаційного середовища. Таким чином, ентропія середовища стає не просто контекстуальною ознакою, а центральною пояснювальною змінною, що визначає межі, в яких інструментарій прийняття рішень може застосовуватися у фармацевтичній промисловості [28].

Інакше, збільшення ентропії середовища фундаментально змінює характер прийняття бізнес-рішень у фармацевтичній промисловості. За таких умов невизначеність більше не є периферійною проблемою моделювання, а стає структурною властивістю самого середовища прийняття рішень. Як результат, традиційна парадигма, де якість рішень оцінюється переважно за результатами роботи моделей оптимізації або прогнозування, виявляється недостатньою.

Натомість, увага має бути зосереджена на діагностиці контексту прийняття рішень перед застосуванням моделі.

У класичній економічній та управлінській теорії рішення зазвичай оцінюються постфактум, на основі досягнутих результатів або точності прогнозу. Однак у ситуаціях з високими ставками та незворотними змінами, таких як управління продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства,

вартість помилкових рішень часто матеріалізується задовго до того, як стає доступним коригувальний зворотний зв'язок. Ця часова асиметрія вимагає попередньої оцінки того, чи підтримують інформаційні умови раціональне прийняття рішень на основі моделей.

Ця вимога породжує концепцію діагностики бізнес-рішень – систематичного аналітичного процесу, спрямованого на оцінку готовності середовища прийняття рішень перед застосуванням методів оптимізації, прогнозування або машинного навчання [23].

Важливою структурною умовою підтримки фармацевтичних рішень є врахування часткової спостережуваності відповідних процесів [34].

Часткова спостережуваність виникає, коли критичні змінні, що впливають на результати рішень, неможливо безпосередньо виміряти, достовірно оцінити або стабільно вивести з наявних даних [23]. У фармацевтичних системах ця умова є поширеною, а не винятковою. Траєкторії попиту залежать від майбутніх моделей клінічного впровадження; регуляторні результати залежать від стандартів, що розвиваються; конкурентна динаміка залежить від портфелів, які розкриваються лише частково; а поведінка платників залежить від непрозорих процесів переговорів [28].

На відміну від класичної невизначеності, де передбачається, що випадковість добре характеризується розподілами ймовірностей, часткова спостережуваність означає, що стан самої системи не повністю відомий. Ця відмінність підкреслювалася в контексті теорії рішень та управління, зокрема в обговореннях частково спостережуваних систем, але залишається недостатньо розглянутою в аналітиці продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

Наведена нижче діаграма (рис. 1.2) ілюструє різницю між невизначеністю за умови повної спостережуваності та прийняттям рішень за умови часткової спостережуваності



Рисунок 1.2 – Діаграма різниці між невизначеністю за умови повної спостережуваності та прийняттям рішень за умови часткової спостережуваності (джерело: [23, 44-46])

У фармацевтичній промисловості рішення часто приймаються в нижчому режимі, тоді як аналітичні інструменти неявно розроблені для вищого режиму. Ця невідповідність є центральним джерелом нестабільності рішень.

Наведені аспекти є одними з ключових при обґрунтуванні апарату підтримки прийняття фармацевтичних рішень в умовах невизначеності, запропонованого до використання у даному дослідженні інтелектуальних систем (ІС) [10]. Такі системи базуються на залученні методів машинного та глибокого навчання на базі штучних нейронних мереж, що дозволяє будувати адаптивні моделі в умовах нестабільного середовища, використовуючи сучасні програмні стеки та бібліотеки інтелектуального аналізу.

Хоча ідеї машинного та глибокого навчання мають давню історію, що починається ще з 40-х років, значний прорив у застосуванні цих методів стався лише в останні десятиліття. Можливість обробки великої кількості різноманітної інформації, створення потужних алгоритмів навчання сприяли швидкому розвитку цих підходів [43]. Відмінності підходів достатньо чітко визначені у багатьох літературних джерелах, наприклад у фундаментальних оглядах методів машинного та глибокого навчання [10, 46], де аналізується їхня таксономія, сфери застосування та обчислювальна складність [47]. В узагальненому вигляді вони стосуються наступних основних характеристик: архітектури моделей; використання даних; роботи з ознаками; навчання; обробки даних; продуктивності; інтерпретованості напрямків використання. Конкретний підхід обирається залежно від поставлених цілей; вимог задач, що розв'язуються, та доступних даних. Як для машинного, так і для глибокого навчання зафіксовані прецеденти використання, коли одна з технологій працює краще за іншу [48-52]. Останнє свідчить про необхідність ретельної постановки та аналізу задач, що підлягають вирішенню.

У фармацевтичній галузі обидва підходи знайшли певного розповсюдження завдяки відповідності задачам, що постають в контурі управління різними виробничо-збутовими ланками загальної системи фармацевтичної індустрії.

Моделі оптимізації портфеля та машинного навчання зазвичай будуються з урахуванням припущень про ідентифікацію параметрів, достатність даних та часову стабільність. Навіть робустні та стохастичні оптимізаційні рамки, як обговорювалося в Бен-Тал, Ель Гауї, Неміровські – «Робустна оптимізація», передбачають, що множини невизначеностей або розподіли змістовно представляють базову систему [36]. Коли спостережуваність слабка, ці представлення стають скоріше спекулятивними, ніж діагностичними.

Емпіричні дослідження з оптимізації портфелів великого масштабу, зокрема робота Weichuan Deng та ін. «Уніфікована структура для швидкої

оптимізації портфелів великого масштабу», демонструють, що стабільність моделі швидко погіршується, коли похибка оцінювання домінує над інформативністю сигналу [31]. У фармацевтичному контексті цей ефект посилюється малими розмірами вибірок, цензурованими збоями та змінами режиму, викликаними регуляторними актами.

Методи машинного навчання, хоча й гнучкі, не застраховані від цих обмежень. Висока точність прогнозування на основі історичних даних не гарантує економічної обґрунтованості, коли процес генерування даних нестабільний або частково спостерігається. Як підкреслюється у Alexander Schuhmacher et al. «Виклик продуктивності досліджень і розробок», результати фармацевтичних інновацій формуються неповторюваними подіями, що обмежує застосовність узагальнення, заснованого виключно на даних [39, 50-53]. У таблиці 1.4 підсумовано практичні наслідки застосування аналітичних методів за різних ступенів спостережуваності.

Таблиця 1.4 – Застосування аналітичних методів за різних ступенів спостережуваності (джерело: [39, 50-55])

Рівень спостережливості	Характеристики даних	Поведінка моделі	Ризик прийняття рішень
Високий	Повний, стабільний, щільний	Стабільні оцінки	Низький
Середній	Неповний, шумний	Чутливий до припущень	Помірний
Низький	Розріджений, нестабільний, цензурований	Нестабільні або оманливі результати	Високий

За низької спостережуваності основним ризиком є не субоптимальність, а хибна впевненість – генерування точних числових результатів, які маскують основну інформаційну крижкість.

Замість того, щоб намагатися поглинути всю невизначеність у рамках дедалі складніших моделей, діагностика має на меті оцінити, чи задовольняє проблема прийняття рішення мінімальні умови допустимості. Ця оцінка передуює вибору моделі та діє незалежно від конкретних методів оптимізації чи навчання.

Концептуально, діагностика рішень розглядає такі питання, як:

- Чи є ключові економічні змінні спостережуваними та такими, що за наявності їх можна зробити висновки з достатньою надійністю?
- Чи демонструють історичні зв'язки часову стабільність?
- Чи є обмеження чітко визначеними та чи можна їх виконати?
- Чи підтверджують наявні дані диференціацію між конкуруючими альтернативами портфеля?
- Чи достатньо даних для формування декількох стратегій для валідації та перевірки результатів?
- Чи є достатньою якість доступних до обчислення даних?
- Ці питання є радше діагностичними, ніж прогностичними. Їхня мета полягає не в тому, щоб генерувати рішення, а в тому, щоб регулювати використання інструментів, що генерують рішення.

В управлінні продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства відсутність діагностичних механізмів часто призводить до циклічних невдалих рішень: нестабільні результати моделі спонукають до частоті повторної оптимізації, що збільшує оборотність портфеля, підриває довіру керівництва та приховує довгострокові стратегічні сигнали [38]. Галузеві звіти, такі як McKinsey «How biopharmaceutical leaders optimize their portfolio strategies», неявно визнають цю проблему, наголошуючи на дисципліні управління, а не на складності моделі [23, 25, 56]. Уявлення ролі діагностики в загальному процесі прийняття рішень наведено на рис. 1.3.



Рисунок 1.3 – Роль діагностики в загальному процесі прийняття рішень  
(джерело: [23, 25, 57])

Діагностика рішень забезпечує формальну основу для прийняття рішень [57, 58]. Чітко визначаючи умови, за яких оптимізація не є економічно релевантною, чи є неприпустимою або ненадійною, діагностика дозволяє організаціям:

- відкладати незворотні зобов'язання, коли інформації недостатньо;
- спростити правила прийняття рішень за умов високої ентропії;
- пріоритезувати отримання даних над уточненням моделі;
- розрізнити ризик оцінки та структурну невизначеність.

У цьому сенсі діагностика перетворює прийняття рішень із суто обчислювальної задачі на контрольований економічний процес, де достовірність аналітичних інструментів постійно оцінюється відносно інформаційного стану системи.

Таким чином, до основних аспектів діагностичного аналізу формування продуктового портфеля фармацевтичного підприємства в умовах невизначеності доцільно віднести:

- оцінку рівня ентропії зовнішнього середовища;
- визначення ступеня спостережуваності ключових економічних змінних;
- аналіз стабільності історичних залежностей;
- перевірку допустимості застосування оптимізаційних і прогностичних моделей;
- оцінювання ризику хибної аналітичної впевненості;
- ідентифікацію структурних обмежень портфельної конфігурації.

Систематизація зазначених аспектів формує методологічну основу для побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття бізнес-рішень у фармацевтичній галузі.

### 1.3 Конкурентний аналіз ринку існуючих методологій та програмних платформ

Згідно наведеним ознакам процесу діагностики підтримки бізнес-рішень в управлінні товарним портфелем фармацевтичних підприємств та з врахуванням особливостей обраного апарату дослідження проведемо конкурентний аналіз існуючих методологій формування продуктових портфелів фармацевтичних підприємств та відповідних програмних платформ їх реалізації.

Головна робоча гіпотеза при цьому – досягнення оптимізації складу та структури портфеля в умовах невизначеності як ітераційної процедури діагностики з врахуванням комплексу критеріїв та обмежень на всіх етапах оптимізації – починаючи з попереднього до заключного етапів.

Ринок програмного забезпечення для оптимізації портфеля являє собою світову галузь обсягом 6,5–8,7 мільярда доларів США (2024) із

прогнозованими сукупними річними темпами зростання 11,9–16% до 2030 року. Цей ринок охоплює чотири окремі, але збіжні сегменти: управління фінансовим портфелем, управління портфелем без проєктів, оптимізація фармацевтичних досліджень та розробок та аналітика ланцюгів поставок/Однак аналіз комерційних платформ, фреймворків з відкритим кодом [59] та академічних статей виявляє фундаментальну архітектурну прогалину: жодне з існуючих рішень не реалізує діагностичне гейтування перед оптимізацією. Сучасні платформи безпосередньо переходять до виконання алгоритму без формальної перевірки стабільності параметрів [14], що створює ризик "хибної точності". Використання нечітких систем підтримки рішень дозволяє інтегрувати механізми оцінки допустимості обчислень ще до початку оптимізації [17, 60], встановлюючи формальні пороги контролю.

Сучасні платформи повсюдно вважають готовність до оптимізації передумовою, а не обчислюють її. Вони безпосередньо переходять до вибору та виконання алгоритму без формальної перевірки повноти даних, ідентифікації вимог, доцільності обмежень або стабільності параметрів [14, 61]. Це характерно навіть для систем підтримки рішень на базі нечіткої логіки, де акцент зміщений на саме моделювання трендів, а не на діагностику допустимості аналізу [27]. Відсутність формальних процедур оцінки рівнів готовності даних (Data Readiness Levels) в комерційних та академічних фреймворках створює передумови для отримання математично точних, але змістовно хибних результатів [56-58].

Проведемо аналіз технічних можливостей, методологічних підходів та особливостей управління інтелектуальними системами (Decision-Diagnostic System) у всіх основних сегментах для визначення потенціалу диференціації діагностично-керованих архітектур портфельної оптимізації.

#### 1. Структура ринку та динаміка зростання.

Екосистема оптимізації портфеля складається з перекриваючих сегментів ринку з різними траєкторіями зростання та ландшафтами постачальників. Сегмент управління портфелем проєктів (PPM) домінує за

доходом у розмірі 6,5 млрд доларів США (IDC, червень 2024 р.), який, за прогнозами, досягне 12,1 млрд доларів США до 2028 року зі середньорічним темпом зростання 13,1%.

Сегмент управління фінансовим портфелем йде далі з доходом 4,29–4,76 млрд доларів США, зростаючи на 9,3–12,4% щорічно. Оптимізація ланцюга поставок являє собою найбільший суміжний ринок з обсягом 25,7–38,5 млрд доларів США, хоча лише частина включає підтримку рішень на рівні портфеля [19, 39].

Oracle лідирує на ринку PPM з часткою приблизно 8,5%, за нею йдуть ServiceNow, Atlassian, Smartsheet та Microsoft. Десять провідних постачальників разом контролюють 60,5% ринку – помірна консолідація залишає значний простір для спеціалізованих учасників. У сфері програмного забезпечення для фінансових портфелів Natixis (14,6%), Wilshire (13,5%) та BlackDiamond (12,0%) лідирують за кількістю клієнтів, тоді як платформа Aladdin від BlackRock домінує в управлінні інституційними активами [63].

Управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства залишається нішею в ширшому PPM, причому Planisware Enterprise обслуговує 18 з 20 провідних світових фармацевтичних компаній і генерує приблизно 40% свого доходу від клієнтів у сфері наук про життя. Ширший ринок програмного забезпечення для управління фармацевтичною продукцією досяг 10,9 мільярда доларів у 2024 році, хоча оптимізація портфеля становить невелику частину, при цьому найбільші частки займають управління клінічними випробуваннями та системи якості.

Впровадження прискорюють три чинники: інтеграція штучного інтелекту/машинного навчання (62% керуючих активами перейшли на інструменти прийняття рішень на основі штучного інтелекту до 2024 року), міграція в хмару (83% фармацевтичних організацій зараз мають основні робочі навантаження в хмарі) та регуляторний тиск (керівні принципи FDA щодо штучного інтелекту та вимоги 21 CFR Part 11. Обмеження зростання

включають складність впровадження (66% організацій посиляються на бар'єри у вартості), прогалини у навичках передової аналітики та проблеми з інтеграцією (лише 28% корпоративних додатків суттєво інтегровані) [28, 35, 59].

Сегмент охорони здоров'я та наук про життя демонструє найшвидше зростання на рівні 14,0% CAGR, що зумовлено зростанням складності портфеля досліджень та розробок, вимогами до регуляторної цифровізації та стратегічною необхідністю оптимізувати портфелі розробок після прискорення пандемії COVID. Цей сегмент представляє основну можливість для платформ, орієнтованих на діагностику, що враховують часткову спостережуваність та управління обмеженнями.

## 2. Таксономія існуючих рішень.

Платформи оптимізації портфеля можна класифікувати за трьома ортогональними вимірами: галузева спрямованість, технічний підхід та модель управління рішеннями. Ця таксономія показує, що більшість платформ зосереджуються на технічній складності, нехтуючи архітектурою управління – механізмами, що визначають, коли і як повинна відбуватися оптимізація.

Оптимізація фінансового портфеля спирається на розвинений інструментарій, основу якого становить модель середньо-дисперсійної оптимізації Марковіца, доповнена підходами Блека–Літтермана, методологією ієрархічного паритету ризиків [44], а також методами оцінювання умовної вартості під ризиком (CVaR) [67].

На корпоративному рівні відповідні аналітичні рішення реалізовані в таких платформах, як Bloomberg PORT, FactSet Portfolio Analytics та BlackRock Aladdin, тоді як для фахівців з кількісного аналізу доступні програмні бібліотеки PyPortfolioOpt, Riskfolio-Lib та skfolio [68, 72].

Водночас зазначені інструменти базуються на низці припущень: наявності безперервних і повних часових рядів цін, відносній стабільності коваріаційної структури активів та чітко визначених розподілах дохідності. У

фармацевтичному секторі або в системах управління ланцюгами постачання такі передумови часто не виконуються, що обмежує можливості прямого застосування класичних моделей портфельної оптимізації та потребує їх адаптації до умов підвищеної невизначеності й структурних зрушень.

Класифікація за технічним підходом наведена у таблиці 1.5.

Таблиця 1.5 – Класифікація за технічним підходом (джерело: [42, 45, 65])

Технічний підхід	Представницькі платформи	Сильні сторони	Обмеження
Детермінований LP/QP/SOCP	Гуробі, CPLEX, CVXPY	Доведена збіжність, глобальна оптимальність	Припускає відомі параметри
Стохастичне програмування	AMPL+SAMPL, LINDO, AIMMS	Моделювання власної невизначеності	Обчислювальне навантаження, вибух сценаріїв
Моделювання Монте-Карло	@RISK, Planisware, TreeAgePro	Інтуїтивна візуалізація невизначеності	Без гарантії оптимізації
Багатокритеріальний аналіз рішень	Вибір експерта, 1000 умів, Прозорий вибір	Узгодження інтересів зацікавлених сторін, прозорість	Суб'єктивне визначення ваги
Доповнений штучним інтелектом/машинним навчанням	skfolio, FinAL, Intelligencia	Адаптивний, керований даними	Потрібні великі навчальні дані, ризик «чорної скриньки»

Управління портфелем фармацевтичних досліджень і розробок вимагає принципово інших концепцій: ймовірність технічного та регуляторного успіху (PTRS), фазові переходи та ієрархії регуляторних обмежень [29,30]. Платформа Planisware Enterprise домінує в цьому сегменті, пропонуючи моделювання методом Монте-Карло для тисяч сценаріїв [50, 51], параметричну оцінку для проектів на ранніх фазах та інтеграцію з системами

управління клінічними випробуваннями. SopheonAccolade орієнтований на ширше управління інноваціями, тоді як Transparent Choice надає методологію аналітичного ієрархічного процесу (АНР) для стратегічного визначення пріоритетів [29, 78].

Оптимізації ланцюгів поставок та операцій зосереджені на проектуванні мереж, оптимізації запасів та плануванні попиту [38]. AIMMS та IBM CPLEX слугують середовищами моделювання для користувацьких програм ланцюгів поставок, тоді як BlueYonder, Kinaxis та Manhattan Associates пропонують пакетні рішення [74]. Ці платформи справляються з середовищами з високими обмеженнями, але не мають врахування багатоперіодного життєвого циклу портфеля, необхідного для фармацевтичних застосувань.

Управління портфелем кількох проектів – OraclePrimavera, Microsoft Project, Asana, Monday.com – вирішують питання розподілу ресурсів та планування без складної оптимізації. Вони забезпечують візуалізацію та відстеження, а не математичну оптимізацію, залишаючи значні прогалини для підприємств, яким потрібна підтримка рішень на рівні портфеля в умовах невизначеності [40, 68].

Детермінована оптимізація домінує в розгортанні на підприємствах, незважаючи на припущення про визначеність параметрів. Стохастичне програмування та методи робувної оптимізації існують в AMPL (розширення SAMPL), LINDO та AIMMS, але залишаються недостатньо використаними через складність моделювання та обчислювальні вимоги [33, 48]. Моделювання методом Монте-Карло, реалізоване в Planisware, @RISK та TreeAge Pro, забезпечує кількісну оцінку невизначеності без оптимізації, що вимагає ручної ітерації для визначення ефективних меж [74].

Найменш розроблений аспект сучасних платформ – управління взаємозв'язком між якістю даних та вибором методу. Системи за принципом «чорної скриньки» (Bloomberg PORT, FactSet) припускають, що готовність даних є зовнішньою передумовою, що суперечить концепції рівнів

готовності даних (Data Readiness Levels) [23, 58]. Користувачі отримують результати без розуміння логіки моделі, що створює запит на методи інтерпретації прогнозів [23].

Системи «людина в циклі» вимагають ручного втручання у визначених контрольних точках, але надають обмежені рекомендації щодо того, які умови повинні ініціювати втручання [68]. Робочі процеси на основі шлюзів Planisware та процеси фазового контролю Sopheon є прикладами цієї закономірності – вони вимагають перевірки людиною без формалізації критеріїв, які повинні керувати прогресом.

Системи рекомендацій генерують пропозиції без обов'язкової авторизації, дозволяючи користувачам приймати, змінювати або відхилити результати. ExpertChoice та 1000minds функціонують переважно як системи рекомендацій, надаючи рекомендації щодо визначення пріоритетів, які особи, що приймають рішення, інтегрують у ширше судження [23, 78].

Жодна з існуючих платформ не реалізує управління, орієнтоване на діагностику, – обов'язкове обчислення готовності до прийняття рішень як передумови для вибору методу оптимізації. Це являє собою фундаментальну прогалину, яку усувають архітектури, керовані DRI.

### *3. Конкурентний аналіз*

Проаналізуємо платформи, спеціалізовані на фармацевтичній продукції.

Planisware Enterprise є фактичним стандартом для управління портфелем великих фармацевтичних досліджень і розробок, із задокументованими випадками впровадження у Pfizer, AstraZeneca, Sanofi, Roche, Gilead, AbbVie, Amgen, Jazz Pharmaceuticals та UCB [29, 30]. Платформа забезпечує єдине управління життєвим циклом від відкриття до комерціалізації, включаючи прогнозування ресурсів з урахуванням PTRS, моделювання методом Монте-Карло для всіх портфелів програм та ефективний граничний аналіз для оптимізації портфеля [34, 25, 74].

Можливості оптимізації Planisware включають алгоритми параметричної оцінки, які генерують прогнози на основі параметрів проекту,

коли детальні дані недоступні, аналіз сценаріїв «що, якщо», що дозволяє користувачам додавати, видаляти, відкладати або прискорювати клінічні дослідження, а також діаграми торнадо, що визначають діяльність, яка найімовірніше призведе до критичного шляху. Помічник штучного інтелекту «Оскар» платформи (запущений у 2025 році) автоматизує виконання завдань та прогнозування ризиків, тоді як алгоритми оптимізації рою частинок спрямовані на оптимізацію витрат та ресурсів на рівні портфеля.

Однак, Planisware демонструє ключові обмеження для управління, орієнтованого на діагностику: відсутність попередньої оптимізації перевірки повноти даних відносно формальних порогових значень, відсутність автоматизованої оцінки ідентифікації попиту та відсутність перевірки допустимості методу на основі якості інформації [30, 58]. Користувачі можуть запускати моделювання методом Монте-Карло незалежно від того, чи розподіл вхідних даних оцінено надійно, а оптимізація відбувається без формальної перевірки доцільності обмежень. Платформа припускає, що якість даних є зовнішньою передумовою, а не обчисленою діагностикою.

Sopheon Accolade (тепер частина Wellspring) орієнтований на ширше управління інноваціями, а не на оптимізацію, специфічну для фармацевтичної галузі. Portfolio Optimizer [34] забезпечує сценарний аналіз «що, якщо» та розраховані показники, але йому бракує інтеграції клінічних випробувань, моделювання PTRS та функцій дотримання нормативних вимог, необхідних для фармацевтичних застосувань [79]. Відгуки вказують на значні проблеми зручності використання та обмежені можливості налаштування, з рейтингом «задовільного» задоволення 66% [80].

TransparentChoice пропонує найміцнішу методологічну основу для стратегічного визначення пріоритетів, використовуючи аналітичний ієрархічний процес (АНР) для структурування складних групових рішень [17, 81]. Цей підхід дозволяє формалізувати суб'єктивні експертні оцінки в об'єктивні ранги проектів, що відповідає сучасним тенденціям розробки інтелектуальних систем діагностики [23]. Проте, незважаючи на

методологічну чіткість, такі системи часто не мають механізмів пояснювального ШІ (XAI) для глибинного аналізу нелінійних клінічних ризиків [39, 44]. Крім того, вони фокусуються на відносній важливості проектів, залишаючи за межами аналізу динамічну стійкість портфеля до ринкових шоків, що вимагає складніших математичних структур підтримки рішень [79].

Arena PLM/QMS (PTC) добре зарекомендувала себе в управлінні операційною якістю, маючи сувору відповідність вимогам 21 CFR Part 11, але забезпечує мінімальні можливості оптимізації портфеля. Вона слугує додатковою системою для управління життєвим циклом продукту та записів якості, а не для стратегічних рішень щодо портфеля досліджень та розробок.

Платформи оптимізації фінансового портфеля.

Bloomberg PORT надає аналітику портфеля інституційного рівня в екосистемі Bloomberg Terminal, підтримуючи оптимізацію середньої дисперсії, паритет ризиків, відстеження індексів та користувацькі цілі для різних класів активів. Його власні моделі ризику (MAC3 GRM для акцій, MAC HPA для фіксованого доходу) дозволяють розкласти ризики на основі факторів, тоді як сценарне стрес-тестування спирається на понад 5000 стрес-тестів портфеля щотижня. PORT Enterprise додає пакетну звітність та коментарі до портфеля на основі штучного інтелекту (2025) [71, 72].

Можливості оптимізації Bloomberg включають обробку обмежень для ваг секторів, лімітів позицій та оборотності, але працюють у режимі «чорної скриньки» без попередньої оптимізаційної діагностики [66, 82]. Валідація даних спирається на комплексні послуги контролю якості даних Bloomberg—зовнішню залежність, недоступну для нефінансових портфелів. Вимоги підприємств до ціноутворення роблять Bloomberg непрактичним для фармацевтичних застосувань або застосувань ланцюгів поставок, а термінологія та інтерфейси, специфічні для фінансів, створюють значні бар'єри для адаптації.

BlackRock Aladdin являє собою найдосконалішу інституційну платформу, яка щодня відстежує понад 2000 факторів ризику, щотижня виконує 180 мільйонів розрахунків з урахуванням опціонів та щотижня проводить 5000 стрес-тестів портфеля. Моделювання Монте-Карло Aladdin використовує історичні розподіли та макроекономічні сценарії (включаючи пандемію та події типу Lehman), а інтеграція з eFront розширює можливості на приватні ринки [84].

Складність Aladdin для підприємств та інституційна спрямованість роблять його непридатним для оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства. Його сильна сторона полягає в масштабі управління активами – управлінні ризиками на трильйонах доларів – а не в портфелях проектів досліджень та розробок з принципово різними структурами даних, типами обмежень та показниками успіху.

Пакети оптимізації портфоліо з відкритим кодом.

PyPortfolioOpt забезпечує найдоступнішу точку відправлення для оптимізації середньої дисперсії в Python, пропонуючи оптимізацію Марковіца, розподіл за методом Black-Litterman та ієрархічну паритетність ризиків через інтуїтивно зрозумілий API. Опублікований у журналі Journal of Open Source Software (2021) з чудовою документацією ReadTheDocs та понад 5000 зірками GitHub, PyPortfolioOpt надійно обробляє відсутні дані та підтримує часові ряди різної довжини завдяки інтеграції з Pandas [54, 66].

Riskfolio-Lib пропонує найповнішу математично вичерпну оптимізацію портфеля з відкритим кодом, реалізуючи 24 показники ризику, включаючи CVaR, EVaR (ентропійну VaR), RLVaR (релятивістську VaR), CDaR (умовну просадку під ризиком) та показники на основі ексцесу [85, 89, 90]. Він підтримує паритет ризику за допомогою 20 опуклих показників ризику, ієрархічних методів кластеризації (HRP, HERC, NCO) та оптимізації середньої дисперсії найгіршого випадку.

Обробка обмежень пакета охоплює лінійні обмеження, обмеження міри ризику для всіх 24 мір, обмеження потужності за допомогою цілочисельного

програмування та обмеження на основі графів з використанням формулювань SDP та MIP. Його 27 навчальних посібників з блокнотів Jupyter та супутня книга Springer ("Advanced Portfolio Optimization") забезпечують виняткову документацію. Однак, Riskfolio-Lib все ще бракує діагностики перед оптимізацією, перевірки допустимості методів та формальної оцінки якості даних.

Skfolio є найінноваційнішою нещодавньою розробкою, що базується безпосередньо на API scikit-learn для забезпечення перехресної перевірки, налаштування гіперпараметрів та вибору моделі в конвеєрах машинного навчання.

Ключові функції включають пряму перевірку, комбінаторну очищену перехресну перевірку для тестування на зворотному шляху, а також GridSearchCV для вимірювань ризику, коваріаційних оцінок та апріорних оцінок. Це забезпечує найближче наближення до автоматизованого вибору методу в інструментах з відкритим кодом.

Skfolio включає перетворювачі попередньої обробки (Select Complete Assets, SelectNonExpiring, DropZeroVariance), які частково вирішують проблеми якості даних, хоча й без формальних діагностичних порогів або обмеження допустимості.

Його сумісність зі scikit-learn дозволяє інтеграцію з ширшими робочими процесами машинного навчання, але вимагає Python 3.10+ та залишається зосередженою на фінансових застосунках [88, 56, 86].

Системи підтримки прийняття рішень на підприємстві

IBM DecisionOptimization (CPLEX, DCOplex) надає можливості математичного програмування світового класу: симплексні та бар'єрні методи для LP, метод розгалужень та меж з площинами січення для MIP, програмування з обмеженнями за допомогою CP Optimizer та гібридні алгоритми. API DCOplex для Python забезпечує інтеграцію з numpy/pandas, а OPL забезпечує декларативне моделювання [91].

Інструмент уточнення конфліктів CPLEX виявляє суперечливі обмеження, а FeasOpt автоматично послаблює нездійсненні обмеження – найближче наближення до діагностичних можливостей в оптимізації підприємства. Однак ці інструменти працюють постфактум (після виявлення нездійсненності), а не перед оптимізацією, і вони розглядають доцільність обмежень без перевірки якості даних або доцільності методу [58, 91].

Gurobi Optimizer забезпечує порівнянню з CPLEX продуктивність завдяки розширеній документації з оптимізації портфеля (повні блокноти Jupyter для аналізу середнього значення та дисперсії, обмежень кардинальності, транзакційних витрат, розподілу по секторах). У тематичних дослідженнях задокументовано SwissQuant (98% задач вирішено за <20 секунд) та Robeco (€12,5 млрд+ активів під управлінням). Академічне ліцензування забезпечує безкоштовний доступ до дослідницьких програм.

AIMMS вирізняється завдяки власним атрибутам стохастичного програмування, надійній підтримці оптимізації та інтерфейсам для роботи з кількома розв'язувачами, що підключаються до CPLEX, Gurobi, FICO Xpress та альтернатив з відкритим кодом. Інспектор математичних програм дозволяє налагоджувати моделі, а сертифікація ISO 27001 відповідає вимогам безпеки підприємства.

Palisade DecisionTools Suite (тепер Lumivero) пропонує найзріліше середовище для моделювання методом Монте-Карло завдяки @RISK, де RISKOptimizer поєднує моделювання з оптимізацією генетичними алгоритмами. [74, 87].

Платформа працює на інфраструктурі Microsoft Azure та Snowflake з доступом до REST API. Огляд портфеля, корпоративні інформаційні панелі та журнали аудиту (платформа Predict) забезпечують функції управління рішеннями, відсутні в чистих інструментах оптимізації.

У табл. 1.6 наведена матриця можливостей аналітичних платформ підтримки прийняття рішень у фармацевтичній галузі за функціональними, аналітичними та регуляторними ознаками.

Таблиця 1.6 – Матриця можливостей (джерело: власна розробка)

Платформа	Оцінка якості даних	Обробка часткової спостережуваності	Автоматизований вибір стратегії	Концепція індексу готовності	Управління обмеженнями	Відповідність вимогам	Інтеграція машинного навчання	Орієнтовна вартість
1	2	3	4	5	6	7	8	9
Planisware Enterprise	Параметрична оцінка	Неявне моделювання сценаріїв)	Ручний вибір методу	Жоден	Відстеження залежностей	IRA, перевірка GxP доступна	Асистент ШІ (Оскар)	Підприємство (індивідуальна цінова пропозиція)
Софеонська похвала	На основі шаблонів	Обмежена	Ручний	Жоден	Бюджетні обмеження	Обмежена	Немає підтверджених даних	~\$29/користувач/місяць базової вартості
ПрозорийВибір	Розмір АНР	Жоден	Пріоритизація АНР	Жоден	Вартість вузькі місця	Доступно локально	Жоден	~5000 доларів США/рік
Блумберг ПОРТ	Зовнішній (Bloomberg)	Жоден	Ручний	Жоден	Лінійні, групові обмеження	Немає даних	Коментарі щодо ШІ (2025)	Підписка на термінал
Аладді н з БлекРок	Контроль якості даних	На основі сценаріїв	Ручний	Жоден	Регуляторний, ESG	СОК 2	Інтегрований	Підприємство
PyPortfolioOpt	Оброб відсутніх даних	Жоден	Ручний	Жоден	Опуклі обмеження	Немає даних	Обмежена	Безкоштовно (MIT)
Riskfolio-Lib	Попередня обробка	Жоден	Ручний	Жоден	Обмеж. щодо міри ризику	Немає даних	Жоден	Безкоштовно (BSD)
skfolio	Трансформатори обробки	Жоден	GridSearchCV над оцінками	Часткова - перевірка резюме	Опуклі обмеження	Немає даних	Повний scikit-learn	Безкоштовно (BSD)

продовження таблиці 1.6

1	2	3	4	5	6	7	8	9
Гуробі	Перевірка атрибутів в моделі	На основі сценаріїв	Ручний	Жоден	Зворотні виклики	SOC 2 (хмара)	Інтеграція API	Підприємство/Академічний
AIMMS	Інспект. математичних програм	Рідний стохастичний	Ручний	Жоден	Мульти-розв'язувач	ISO 27001	Інтеграція API	SaaS/Спільнота
@RISK/Луміверо	Валідація на основі моделювання	Монте-Карло	Генетичний алгоритм	Жоден	Обмеження моделювання	Обмежена	NeuralTools	Підписка
TreeAgePro	Інструменти перевірки моделей	Ймовірнісні СА	Ручний	Жоден	На основі моделі	Готовий до НТА	Жоден	Підписка
Вибір експерта	Перевірка узгодженості АНР	Жоден	Пріоритизація АНР	Жоден	На основі критеріїв	Немає даних	Аналітика ШІ	Підприємство

Матриця можливостей демонструє послідовну закономірність:

- жодна платформа не реалізує концепцію готовності даних до прийняття рішень для діагностичного стробування перед оптимізацією;
- оцінка якості даних варіюється від відсутньої (більшість інструментів з відкритим кодом) до складної, але постфактумної (удосконалення конфліктів CPLEX) або зовнішньої (сервіси даних Bloomberg);
- часткова обробка спостережуваності повністю залежить від ручного моделювання сценаріїв, а не від автоматизованого виявлення та коригування методів;

– вибір стратегії залишається ручним на всіх платформах, причому GridSearchCV від skfolio забезпечує найкраще наближення до автоматизованого вибору методів.

Проведений аналіз аналітичних платформ підтримки прийняття рішень у фармацевтичній галузі виявляє п'ять фундаментальних можливостей, які не реалізує жодне існуюче рішення:

#### 1. Діагностичне стробування перед оптимізацією

У більшості аналітичних платформ підтримки прийняття рішень передбачається, що вхідні дані для оптимізації вже є достовірними. Наприклад, Planisware переходить до моделювання методом Монте-Карло без перевірки того, що розподіли вхідних даних оцінюються надійно. Bloomberg PORT оптимізує портфелі, не оцінюючи стабільність коваріаційних матриць. Gurobi вирішує задачу до оптимальності, не проводячи оцінку, чи відображає цільова функція ідентифіковані вподобання.

Відсутність попередньої діагностики створює ілюзію точності. Тобто, портфель, оптимальний за CVaR, розрахований на основі ненадійних прогнозів дохідності, забезпечує хибну впевненість; ефективна межа, отримана з нестабільних оцінок коваріації, вводить в оману осіб, що приймають рішення, щодо компромісів між ризиком і дохідністю.

Запропоновано підхід, керований теоретичним індексом готовності даних, який передбачає попереднє обчислення діагностичних показників до етапу оптимізації. Зокрема, оцінюється:

- чи є повнота даних достатньою для застосування запропонованого методу;
- чи можлива ідентифікація функцій попиту на основі доступних варіацій даних;
- чи визначають наявні обмеження допустиму область рішень;
- чи є параметри моделі стабільними в часі.

Процес оптимізації ініціюється лише за умови, що відповідні діагностичні показники перевищують порогові значення, специфічні для обраного методу.

## 2. Автоматизована оцінка допустимості

Існуючі аналітичні платформи підтримки прийняття рішень зазвичай не визначають метод автоматично, а залишають цей вибір користувачу. Користувачі обирають оптимізацію середньої дисперсії, моделювання Монте-Карло або робустну оптимізацію на основі судження, а не на основі формалізованій оцінці придатності методу. Це призводить до невідповідності між аналітичною складністю та зрілістю даних.

Особливо чітко ця проблема проявляється у фармацевтичному портфельному аналізі. Наприклад, біотехнологічна компанія з 15 SKU та 18 місяцями історії не має достатньої інформації для надійної оцінки коваріації, проте жодна платформа не запобігає такому аналізу. Результатом є нестабільні межі, які суттєво змінюються навіть при незначних коливаннях даних, створюючи ілюзію точності.

Доцільним є впровадження автоматизованої оцінки придатності методів. Така система має визначати вимоги до обсягу та якості даних і співставляти їх із фактичними характеристиками наявної інформації.

## 3. Формальні математичні умови економічної обґрунтованості

В академічній літературі широко розглядаються питання оптимізації, але надається обмежене керівництво щодо того, коли оптимізація є економічно доцільною [79]. Дослідження операцій охоплюють робустну оптимізацію за умов невизначеності параметрів, не встановлюючи умов, за яких сама невизначеність робить оптимізацію недійсною. Література стосовно управління продуктовими фармацевтичними портфелями розглядає скориговану за PTRS чисту поточну вартість (NPV) без формалізації вимог до спостережень для оцінки PTRS.

## 4. Часткова спостережуваність як проблема першого класу

Сучасні платформи обробляють відсутні дані шляхом імпутації або виключення, розглядаючи часткову спостережуваність як проблему якості даних, а не як структурне обмеження валідності методу. Дефіцит запасів, нормування та цензурування попиту є поширеними явищами у фармацевтичних портфелях, проте жодна DDS (інтелектуальна система) не забезпечує систематичної адаптації доступних методів з урахуванням ступеня та характеру цензурування.

Обробка часткової спостережуваності дозволяє:

- 1) автоматично виявляти шаблони цензурування;
- 2) оцінювати індекси його цензурування;
- 3) застосовувати методи гейтінгу, що потребують нецензурованих даних;
- 4) ініціювати відповідні економетричні корекції (модель Тобіта, корекції вибору), якщо рівень цензурування перевищує порогові значення [10, 33, 84].

Це перетворює часткову спостережуваність з перешкоди, якою потрібно керувати, на інформаційне обмеження, яке формує аналітичні можливості.

#### 5. Оцінювання готовності до прийняття рішень

Оптимізація портфеля відбувається в ширших контекстах управління рішеннями – регуляторних обмежень, органів затвердження, вимог до аудиту. Однак платформи оптимізації працюють незалежно від цих структур управління, надаючи рекомендації без розміщення цих рекомендацій у рамках готовності до прийняття рішень [23, 33, 84].

Оцінювання готовності до прийняття рішень забезпечить багатовимірну оцінку: готовність даних (повнота, точність, своєчасність), аналітична готовність (валідність методу, стабільність параметрів), готовність до управління (документація обмежень, узгодження повноважень) та готовність до впровадження (наявність ресурсів, задоволення залежностей). Це дозволяє особам, що приймають рішення, зрозуміти не

лише те, що рекомендує оптимізація, але й чи підтримують умови дії відповідно до цієї рекомендації.

Таким чином, шляхом подолання проаналізованих недоліків чинних рішень у даному дослідженні здається розробка деякої інтелектуальної платформи, керованої параметрами готовності до прийняття рішень. Останні матимуть реалізувати формальні умови, взяті з економетричної теорії ідентифікації: умови Беррі-Левінсона-Пейкса (Berry–Levinsohn–Pakes, BLP) для ідентифікації попиту, вимоги до інструментальних змінних для міжринкової оцінки, вимоги до часової глибини для розподільчої оцінки [84-87, 90, 91]. Ці умови визначали б межу між допустимою та недопустимою оптимізацією

## Висновки до розділу 1

У результаті теоретико-аналітичного узагальнення встановлено, що сучасний етап розвитку фармацевтичної галузі України характеризується переходом до режиму функціонування в умовах підвищеної ентропії соціально-економічного середовища, яка має системний характер та формується під впливом воєнних, макроекономічних, демографічних і регуляторних факторів. Доведено, що зростання ринку у вартісному вимірі відбувається за одночасного скорочення або стагнації натуральних обсягів споживання, що свідчить про структурно-цінову модель розвитку галузі та трансформацію поведінкових характеристик попиту.

Обґрунтовано, що фармацевтичний ринок доцільно розглядати як складну адаптивну соціально-економічну систему з нелінійною динамікою та високою чутливістю до зовнішніх шоків, у якій класичні детерміновані підходи до аналізу та прогнозування втрачають достатню пояснювальну та прогностичну здатність. Встановлено наявність структурних диспропорцій

(концентрація дистрибуції, домінування дженеричних препаратів, імпортозалежність, обмеженість інформаційної бази), що підвищують рівень невизначеності управлінських рішень та знижують їхню економічну ефективність.

Теоретично обґрунтовано доцільність застосування категорії «ентропія середовища» як аналітичного інструменту для оцінювання рівня нестабільності ринку та складності управлінських процесів. Це створює методологічне підґрунтя для подальшого формування інтелектуальних систем діагностики прийняття бізнес-рішень, здатних забезпечити адаптивність, підвищення точності прогнозування та зниження економічних ризиків у фармацевтичній галузі.

В результаті проведеного дослідження економічної сутності та структурних особливостей діагностики підтримки бізнес-рішень в управлінні продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства встановлено, що формування продуктового портфеля в умовах підвищеної регуляторної залежності, довгих інноваційних циклів та багаторівневої невизначеності потребує комплексного аналітичного забезпечення.

Показано, що невизначеність у фармацевтичній галузі має структурний характер і проявляється через нестабільність попиту, регуляторні ризики, варіативність механізмів відшкодування та часткову спостережуваність економічних змінних. За таких умов традиційні моделі оптимізації та прогнозування можуть формувати формально коректні, але економічно вразливі рішення.

Обґрунтовано доцільність переходу від безпосередньої оптимізації портфеля до попередньої діагностики інформаційного середовища прийняття рішень. Доведено, що діагностика має включати оцінку повноти даних, стабільності параметрів, валідності обмежень і допустимості застосування аналітичних методів.

У результаті конкурентного аналізу існуючих методологій та програмних платформ оптимізації портфеля здійснено систематизований

конкурентний аналіз існуючих методологій та програмних платформ портфельної оптимізації. Встановлено, що більшість сучасних рішень орієнтовані на обчислювальну оптимізацію та не передбачають попередньої економічної перевірки допустимості застосування моделей. Виявлено фундаментальну прогалину – відсутність механізму діагностичного гейтування перед оптимізацією. Це створює ризик хибної точності, коли математично коректні результати отримуються за економічно ненадійних передумов. Особливо критичною така проблема є для продуктових портфелів фармацевтичних підприємств, що функціонують в умовах структурної невизначеності та часткової спостережуваності економічних процесів. Виявлено методологічну невідповідність між рівнем аналітичної складності інструментів та зрілістю інформаційного середовища підприємств. Доведено, що відсутність механізму діагностичного гейтування перед оптимізацією створює ризик «хибної точності» та підвищує ймовірність економічно необґрунтованих портфельних рішень.

Результати розділу 1 висвітлено у працях автора [2, 6, 8, 10, 13, 16], наведених у Додатку Б.

## РОЗДІЛ 2

ФРЕЙМВОРК HPF (HOLISTIC PORTFOLIO STRUCTURE) В КОНТУРІ  
ДІАГНОСТИКИ РІШЕНЬ У ФАРМАЦЕВТИЧНОМУ БІЗНЕСІ2.1 Концептуальні основи індексу готовності даних DRI та рівня  
готовності до прийняття рішень DRL

Управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства відбувається в умовах значної невизначеності та обмеженого доступу до повної інформації щодо ключових показників. Це ускладнює прийняття економічно обґрунтованих рішень. Класичні підходи до портфельного управління, як правило, ґрунтуються на припущенні, що невизначеність можна врахувати через параметри моделей – такі як дисперсія, сценарні варіації чи коефіцієнти ризику.

Однак специфіка фармацевтичного ринку свідчить про те, що невизначеність часто має глибший, структурний характер. Наявні дані можуть бути неповними або обмеженими, а регуляторне середовище – нестійким і схильним до змін. Отже, в умовах, коли традиційні підходи до аналізу та оптимізації портфеля втрачають пояснювальну та прогностичну силу, а математично моделі можуть призводити до економічно вразливих рішень через неповноту та нестабільність даних, методологічна проблема зводиться не до вибору оптимального аналітичного інструментарію, а до встановлення можливості застосування систем підтримки прийняття рішень на основі оптимізації або машинного навчання в конкретному невизначеному середовищі.

Для кількісного визначення такої можливості та оцінювання рівня інформаційної надійності запропоновано використовувати індекс готовності даних (Decision Readiness Index, DRI). Це показник, який відповідає на

просте питання: наскільки можна довіряти даним, щоб приймати на їх основі рішення. Сформулюємо його формалізоване визначення.

Індекс готовності даних (DRI) – це інтегральний показник інформаційного середовища прийняття рішень, що характеризує рівень інформаційної достатності та надійності даних для застосування аналітичних методів і прийняття економічних рішень. Він характеризує:

- повноту та репрезентативність даних;
- спостережуваність ключових економічних змінних;
- стабільність економічних зв'язків у часі;
- видимість ризиків зниження;
- інформації інституційним та регуляторним обмеженням.

На основі DRI формується рівень готовності до прийняття рішень (Decision Readiness Level, DRL). Сформулюємо його формалізоване визначення. Рівень готовності до прийняття рішень (DRL) – це дискретна ієрархічна класифікація станів інформаційного середовища, що визначає допустимий рівень аналітичної складності та клас методів, які можуть бути застосовані для прийняття економічних рішень на основі значення індексу готовності даних (DRI). Економічний зміст DRL полягає в такому:

- при низькому рівні DRL оптимізація є економічно неприйнятною через високий ризик систематичної помилки;
- при середньому рівні DRL допускається обмежене моделювання з жорсткими обмеженнями та контролем стабільності;
- при високому рівні DRL можливе застосування повноцінних методів оцінювання та оптимізації за умови контролю ризиків.

Таким чином, DRL виконує функцію економічного фільтра допустимості, що відокремлює ситуації, у яких оптимізація підвищує економічну ефективність, від ситуацій, у яких вона збільшує ймовірність стратегічної помилки. Парадигма рівнів готовності до прийняття рішень (DRL) базується на поетапній оцінці зрілості ресурсів, технологій або систем

шляхом використання ієрархічної шкали, що відображає перехід від концептуального рівня до практичного впровадження. Такий підхід забезпечує формалізований механізм оцінювання ступеня підготовленості до розгортання, стандартизує комунікацію між зацікавленими сторонами та знижує невизначеність управлінських рішень у складних проєктах.

Засновниками концепції «рівнів готовності» (Readiness Levels) вважають дослідників NASA, зокрема Sadin Stanley R, який у 1970-х роках запропонував ранні підходи до оцінки зрілості технологій, а також Mankins, J. C., який у 1995 році формалізував дев'ятирівневу шкалу Technology Readiness Levels (TRL 1–9) для оцінки зрілості технологій від фундаментальних наукових принципів до оперативного розгортання. [56]. Але, важливо відмітити, що TRL оцінює не зрілість даних, а лише технологій.

Рівні готовності даних (Data Readiness Levels, DRL) як систематичну основу для оцінки готовності даних для програм машинного навчання запропонував Lawrence N. D (2017) у [57]. За його визначенням, DRL формалізують ступінь підготовленості даних до використання в аналітичних та інтелектуальних системах. Концептуально Лоуренс структурував DRL у три ієрархічні групи: (C) доступність даних, (B) валідність та якість, (A) утилітарність для конкретного завдання. DRL характеризується контекстною залежністю, диференціацією експертних компетенцій, поступовим розкриттям проблем якості даних та можливістю кількісної оцінки ресурсів, необхідних для підготовки даних. Структура Lawrence N. D включає кілька принципів, що безпосередньо стосуються оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства:

- залежність завдання (дані в діапазоні А для одного завдання можуть бути в діапазоні В для іншого – готовність визначається відносно передбачуваного використання);
- диференціація навичок, що має організаційні наслідки для покращення готовності до роботи з даними;

- поступове розкриття інформації (переміщення даних через діапазони виявляє раніше приховані проблеми якості, що свідчить про те, що оцінка готовності сама по собі генерує корисну інформацію);
- облік ресурсів (рівні готовності даних дозволяють кількісно визначити зусилля, необхідні для підготовки даних до аналізу, що усуває систематичне недооцінювання витрат на підготовку даних у проектах машинного навчання).

Розвитком парадигми готовності даних є рівні готовності технологій машинного навчання (Machine Learning Technology Readiness Levels, MLTRL), які формалізують життєвий цикл ML-систем від наукових досліджень до промислового розгортання. В [92] Lavin & ets. (2022) показали як MLTRL враховує нелінійну еволюцію систем машинного навчання, необхідність документування стану технології та контекстну адаптацію до предметної області, що забезпечує системне управління ризиками впровадження інтелектуальних рішень [72, 93, 96].

MLTRL вводить наступні концепції, які є особливо актуальними для фармацевтичного застосування:

- механізми повернення до попереднього рівня (на відміну від моделей лінійної прогресії, MLTRL чітко визначає циклічні шляхи, де системи можуть регресувати до попередніх рівнів);
- картки TRL, які є стандартизованими артефактами документації, що відстежують зрілість технологій, вимоги до даних, статус перевірки та етичні міркування на кожному рівні;
- адаптація до предметної області.

Формальний підхід до проблеми вибору алгоритмів (framework вибору алгоритмів (algorithm selection problem)), запропонував Rice John. В [45] він показав, що продуктивність алгоритмів залежить від характеристик задачі:

Rice John дійшов висновку, що жоден алгоритм не домінує в усіх випадках задачі. Подальша теорема No Free Lunch (Wolpert & Macready,

1997) довела, що в середньому по всіх можливих задачах жоден алгоритм не має переваги, ефективний відбір вимагає розуміння того, які характеристики задачі передбачають продуктивність якого алгоритму [45].

Отже, оптимальний вибір алгоритму вимагає ідентифікації метаознак задачі, які корелюють з продуктивністю конкретних методів.

Проблему вибору алгоритму було операціоналізовано за допомогою метанавчання наступними науковцями:

- Brazdil P. та ін. запропонували підходи до ранжування алгоритмів із використанням метрики скоригованого відносного рангу (Adjusted Ratio of Ranks, ARR) для прогнозування продуктивності алгоритмів на основі метаознак наборів даних [75].

- Vanschoren J. та співавтори створили OpenML як платформу для систематичного метанавчання, вилучаючи стандартизовані метаознаки (прості, статистичні, інформаційно-теоретичні, засновані на моделі) для прогнозування придатності алгоритму [71].

- Auto-sklearn (Feurer et al., 2015) та інші системи AutoML реалізують метанавчання для оптимізації гіперпараметрів з теплим стартом на основі характеристик набору даних [72].

Однак перелічені вище підходи орієнтовані на загальні задачі машинного навчання і не враховують специфіку фармацевтичної галузі, де управлінські рішення щодо портфеля ліків і продуктів супроводжуються жорсткою регуляторною відповідністю, неповною спостережливістю ринкових і клінічних даних, невизначеністю попиту та високими економічними ризиками.

Слід зауважити, що у фармацевтичному середовищі ключовим питанням є не просто вибір алгоритму, а допустимість методології оптимізації (наприклад, DEA, CVaR або MVO) за умов неповних та частково цензурованих даних, а також узгодження рішень з економічною ефективністю, регуляторними нормами та безпекою пацієнтів. Тому, хоча метанавчання і AutoML можуть сприяти оцінці продуктивності алгоритмів,

для фармацевтичного портфельного управління необхідно впроваджувати додаткові механізми, які враховують економічні, клінічні та регуляторні обмеження, забезпечуючи допустимість рішень на рівні портфеля продуктів.

У цьому контексті варто звернути увагу на дослідження Voas, M. G. V., Santos, H. G., Merschmann, L. H. C., & Vanden Berghe, G.(2021) [73]. Вони розробили дерево рішень оптимізаційної машини, яке допомагає інвесторам вибрати відповідні методи оптимізації портфеля на основі:

- коефіцієнта якості, тобто співвідношення незалежних ставок до активів, що вимірює сигнал диверсифікації порівняно з шумом оцінки;
- переконання чи має інвестор погляди на волатильність, кореляцію та/або прибутковість;
- взаємозв'язків ризику та дохідності.

Але, хоча запропонована в [73] машина оптимізації являє собою важливий прогрес, вона має критичні обмеження для фармацевтичного застосування, які наведено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Обмеження машини оптимізації для фармацевтичного застосування (джерело: власна розробка)

Аспект	Машина оптимізації	Вимоги до портфоліо
Сфера застосування	Фінансові активи (акції, облігації)	Проекти з розробки ліків, портфелі досліджень та розробок
Показник якості	Одинарне співвідношення	Багатовимірна оцінка (повнота, ідентифікація, спостереження за ризиками, обмеження, стабільність)
Покриття методу	Тільки сімейство середньої дисперсії	Гетерогенні методи (DEA, CVaR, MNL, робуствна оптимізація, реальні опціони)
Тип порогу	Якісний ("високий/низький")	Кількісний (ті) метод з емпіричним обґрунтуванням)
Специфічність домену	Загальні фінансові	Фармацевтична специфіка (регуляторні шляхи, фази клінічних випробувань, динаміка патентів)

Таким чином, існуючі підходи не враховують унікальні особливості фармацевтичної галузі, включаючи обмежену доступність даних, регуляторні вимоги та економічні наслідки управлінських рішень.

Проведений аналіз дозволяє зробити висновки, що існуючі фреймворки не можуть бути безпосередньо застосовані для поставленого у дослідженні завдання, оскільки:

1) групи DRL Лоуренса оцінюють готовність даних для навчання моделі машинного навчання, а не для вибору методології економічної оптимізації; вони не вказують, які стратегії оптимізації стають допустимими на кожному рівні; їм бракує кількісних порогів, обґрунтованих літературою з фармацевтичної економіки

2) MLTRL є недостатнім, оскільки він відстежує зрілість моделі/системи, а не допустимість методів оптимізації портфеля на основі даних, це передбачає, що машинне навчання (ML) є цільовою методологією. До того ж, фармацевтичні портфелі можуть вимагати підходів, відмінних від ML (DIA, реальні опціони), залежно від умов даних.

3) мета-навчальні фреймворки є недостатніми, оскільки вони оптимізують в межах сімейств алгоритмів машинного навчання, а не між принципово різними парадигмами оптимізації; вони не включають критерії економічної обґрунтованості, характерні для прийняття рішень у фармацевтичній галузі [58, 72, 74].

На відміну від класичної теорії прийняття рішень, де невизначеність розглядається як вхідний фактор для оптимізації, діагностика готовності до прийняття рішень працює на вищому логічному рівні. Вона оцінює, чи задовольняються інформаційні передумови моделей прийняття рішень, незалежно від структури моделі чи цільової функції. Ця перспектива, що зосереджена на діагностиці, узгоджується з висновками теорії робувної оптимізації (Aharon Ben-Tal, & ets. (2021)) [33], а також зі стратегічними практиками управління портфелем, що спостерігаються в аналізі фармацевтичної галузі (McKinsey & Company (2025)). [30].

Готовність до прийняття рішень визначається як ступінь, до якої наявна інформація, спостережувана поведінка системи та інституційні обмеження разом підтримують економічно значущі рішення щодо портфеля. Важливо, що готовність не є синонімом великої кількості даних або точності прогнозування. Середовище прийняття рішень може містити великі обсяги даних, залишаючись при цьому діагностично недостатнім через нестабільність, упередженість або структурну неповноту [96].

Ця відмінність відображає фундаментальне розуміння, отримане в результаті досліджень оптимізації портфельів великого масштабу. Як показали Weichuan Deng та ін. у [35], ефективність оптимізації різко погіршується, коли похибка оцінки перевищує сигнал, навіть якщо застосовуються складні методи регуляризації. У фармацевтичних умовах, де розміри вибірок невеликі, а результати цензуються регуляторними рішеннями, проявляється особливо гостро [87].

Важливо підкреслити, що готовність до прийняття рішень не ототожнюється з обсягом даних або високою точністю прогнозування. Середовище може містити великі масиви інформації, але залишатися економічно нестабільним через упередження вибірки, структурні розриви або неповну спостережуваність ризиків. У таких випадках застосування складних моделей створює ілюзію раціональності, не підвищуючи реальної якості управлінських рішень.

Таким чином, готовність до прийняття рішень функціонує як фільтр допустимості. Замість покращення оптимізації за слабких умов, вона визначає, чи взагалі слід намагатися проводити оптимізацію.

Спираючись на те, що готовність до прийняття рішень в управлінні продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства є багатовимірною, наприклад, один скалярний показник не може охопити різноманітні режими відмов, пов'язані з частковою спостережливістю та нестабільністю, сформулюємо далі основні діагностичні аспекти готовності до прийняття рішень.

На основі синтезу теорії оптимізації портфеля, надійного прийняття рішень та практики продуктового портфеля фармацевтичного підприємства визначимо п'ять діагностичних вимірів:

1. Повнота даних та інформаційне охоплення. У фармацевтичних портфелях відсутність даних є структурною, а не випадковою: на ранніх стадіях проектів бракує даних про доходи; невдалі сполуки зникають з наборів даних; негативні результати випробувань занижуються. Повноту даних необхідно оцінювати діагностично, а не припускати.

2. Ідентифікація попиту та сила економічного сигналу. На фармацевтичних ринках попит опосередковується лікарями, що виписують рецепти, платниками та регуляторними органами, що порушує прямий зв'язок між уподобаннями споживачів та обсягом продажів. Коли ідентифікованість слабка, підвищена точність прогнозування не призводить до надійності рішень – це розуміння узгоджується з розмежуванням між цілями навчання та рішень [69]

3. Спостережуваність ризиків та видимість недоліків. Актуальність показників хвостового ризику, таких як CVaR, підтверджена як у фінансових, так і у фармацевтичних портфельних дослідженнях (наприклад, у [34] DrugPatent Watch).

Однак застосування CVaR має сенс лише тоді, коли розподіл збитків може бути достовірно спостережений або надійно оцінений. Коли режими збоїв приховані або цензуровані, оцінки хвостового ризику втрачають інтерпретаційну надійність і можуть створювати хибне уявлення про рівень ризику [40].

4. Доцільність обмежень та інституційна стабільність. Рішення щодо портфеля залежать не лише від бюджету та ресурсів, а й від регуляторних вимог і організаційних обмежень, які можуть змінюватися екзогенно, роблячи раніше доцільні портфелі недійсними.

Теорія робувної оптимізації демонструє, що навіть невеликі збурення в обмеженнях можуть зробити недійсними номінально оптимальні рішення.

У фармацевтиці регуляторні зміни діють саме як такі збурення, що вимагає явної діагностики доцільності [33].

5. Часова стабільність та збереження режиму. Часова стабільність стосується збереження зв'язків між змінними з плином часу. Структурні зриви, такі як зміни у стандартах лікування або правилах відшкодування, підривають актуальність історичних даних [97].

У таблиці 2.2 підсумовано ці діагностичні виміри.

Таблиця 2.2 – Діагностичні виміри (джерело: власна розробка)

Діагностичний вимір	Економічне значення	Типовий режим відмови
Повнота даних	Спостережуваність ключових змінних	Упередженість виживання, відсутність результатів
Ідентифікація попиту	Неможливість вивести реакцію ринку	Надмірне налаштування, хибна точність
Спостереження за ризиками	Видимість негативних наслідків	Недооцінений ризик хвоста
Доцільність обмежень	Стабільність інституційних обмежень	Визнання недійсним нормативних актів
Тимчасова стабільність	Збереження економічних відносин	Структурні перерви

Мережевий портфельний аналіз (Baitinger & Papenbrock, A Network View of Portfolio Optimization Using Fundamental Information) показує, що нестабільність поширюється у портфелі через приховані залежності, посилюючи ризик прийняття рішень.

Отже, DRI та DRL виступають інструментами що забезпечують раціональне прийняття рішень в умовах невизначеності та інституційних

обмежень. DRI відповідає на питання «наскільки дані придатні для аналізу», тоді як DRL визначає «які методи дозволено використовувати». Введення DRI та DRL дозволяє:

- формалізувати межі економічної допустимості аналітичних методів;
- знизити ризик прийняття рішень на основі структурно неповної інформації;
- узгодити складність моделей із реальними інформаційними можливостями;
- інтегрувати діагностику інформаційного середовища в процес портфельного управління.

Їх поєднання забезпечує узгодження аналітичної складності з реальними інформаційними можливостями середовища та запобігає формуванню економічно необґрунтованих рішень.

## 2.2 Архітектура фреймворку Holistic Portfolio Structure

Для побудови діагностично-орієнтованої структури управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства у роботі запропоновано фреймворк HPF (Holistic Portfolio Framework), ключовим елементом якого є механізм оцінювання готовності середовища прийняття рішень.

Холістичний підхід означає розгляд портфеля не як сукупності незалежних активів, а як взаємопов'язаної економічної системи, у якій:

- рішення щодо одного продукту впливають на ризик і дохідність інших;
- інформаційні обмеження мають системний характер;

– інституційні збурення змінюють допустимість рішень у всій структурі.

На відміну від класичних портфельних підходів, у яких невизначеність розглядається як параметр моделі, що враховується через дисперсію або сценарій, у межах НРФ невизначеність трактується як структурне обмеження простору допустимих рішень. Якщо інформаційне середовище не забезпечує спостережливість ключових змінних, стабільності зв'язків чи видимості ризиків зниження, навіть формально оптимальні рішення можуть бути економічно некоректними. Варто зауважити, що в таких умовах застосування складних моделей не зменшує ризик помилки, а лише підвищує рівень аналітичної складності. Це критично важливо у фармацевтичному портфельному управлінні. Портфелі досліджень та розробок характеризуються довгими часовими горизонтами, високими показниками відтоку, асиметричними виплатами та втручанням регуляторних органів.

Рішення, прийняті на ранніх стадіях, породжують незворотні зобов'язання, економічні наслідки яких розгортаються протягом років або десятиліть. За таких умов помилки, що виникають через неправильно визначені дані або нестабільні припущення, неможливо виправити шляхом частого перебалансування, як це часто буває у фінансових портфелях [28, 81]. Отже, можна стверджувати, що домінуючим ризиком є не неоптимальна оптимізація, а прийняття невірних рішень, зумовлених аналітично правдоподібними, але економічно не виправданими моделями.

Теоретично, ця позиція базується на принципах робустної оптимізації, гідно з якими навіть незначні збурення параметрів або обмежень можуть зробити номінально оптимальні рішення економічно недоцільними. Як показали Аарон Бен-Таль, Лоран Ель Гауї та Аркадій Неміровський (Робустна оптимізація), навіть невеликі збурення невизначених параметрів або обмежень можуть зробити номінально оптимальні рішення нездійсненними або економічно недоречними. Рішення щодо продуктового портфеля фармацевтичного підприємства підлягають саме таким збуренням –

змінам регуляторних правил, зміщенням відшкодування, затримкам доступу до ринку, які неможливо повністю ймовірно охарактеризувати [33].

Сформулюємо визначення запропонованого фреймворку HPF.

Holistic Portfolio Structure (HPF) – це формалізована економічна система управління портфельними рішеннями, в якій застосування моделей оцінювання та оптимізації допускається лише за умови діагностично підтвердженої інформаційної достатності та стабільності економічного середовища.

Холістичний, цілісний підхід до управління портфелем передбачає, що продуктова структура підприємства розглядається як інтегрована система взаємопов'язаних проектів, ресурсів, регуляторних обмежень та ризиків. У рамках цієї логіки невизначеність, часткова спостережуваність даних та інституційна нестабільність розглядаються як структурні обмеження економічної доцільності, а не як помилки технічного моделювання.

У межах HPF індекс готовності даних DRI (Decision Readiness Index) використовується для кількісної оцінки рівня інформаційної забезпеченості портфельних рішень, тоді як рівні готовності DRL (Decision Readiness Levels) забезпечують ієрархічну класифікацію допустимої аналітичної складності.

Таким чином, фреймворк HPF реалізує принцип діагностичного гейтування, відповідно до якого застосування методів оптимізації та машинного навчання є умовним і залежить від досягнутого рівня DRI/DRL. Це дозволяє узгодити вибір аналітичних інструментів із фактичним станом даних, обмежити ризик хибної точності та забезпечити економічну обґрунтованість управлінських рішень.

Виходячи з цього можна підсумувати, що ключова відмінність цілісного фреймворку управління продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства HPF від класичних портфельних підходів полягає в тому, що в HPF невизначеність розглядається не як параметр моделі, а як обмеження допустимості рішень, а HPF – це не модель оптимізації, а надбудова економічного контролю над процесом оптимізації.

Архітектурно HPF реалізовано як керований аналітичний конвеєр, тобто як організована послідовність етапів обробки даних і прийняття рішень, у якій кожен наступний етап виконується лише за умови підтвердження допустимості на попередньому рівні.

На відміну від класичного аналітичного конвеєра, архітектура HPF змінює традиційну послідовність процесу прийняття рішень. У класичному підході процес виглядає так: «дані → модель → оптимізація → рішення».

У рамках HPF ця послідовність перетворюється у наступну логіку: «дані → діагностична оцінка → допустимість методу → (за умови допустимості) оптимізація → управління рішеннями (за умови стійкості) рішення».

Таким чином, кожен наступний етап є умовним і залежить від результатів попередньої перевірки.

У контексті фреймворку HPF процес аналізу не є автоматичним або лінійним. Натомість він керується діагностичними критеріями (зокрема DRI та DRL), які визначають:

- чи достатньо якісні дані для подальшого аналізу;
- які саме методи (статистичні, ML, оптимізаційні) дозволено застосовувати;
- чи є отримані результати економічно обґрунтованими.

Таким чином, керований аналітичний конвеєр (OAP, Orchestrated Analytical Pipeline) забезпечує контроль аналітичної складності, узгодження методів із рівнем інформаційної готовності та запобігає використанню моделей у ситуаціях, де їх застосування є економічно недоцільним.

Розглянемо характеристики складових архітектури HPF.

На рівні логічних кроків HPF фреймворк обробляє різномірні вхідні дані, включаючи часові ряди попиту та продажів на рівні SKU, метадані проекту, регуляторні та логістичні обмеження, а також параметри ризику, через керований аналітичний конвеєр (рис. 2.1)

Початковий рівень архітектури формує інформаційне середовище системи, що включає різноманітні джерела даних. До них можуть належати тимчасові ряди попиту та продажів на рівні SKU, транзакційні спостереження, метадані продуктів, інформація про регуляторні обмеження, ресурсні параметри та інші характеристики середовища прийняття рішень. Важливим принципом є поділ транзакційних даних та метаданих: перші відображають фактичні економічні події, а інші описують інституційні та структурні характеристики системи. Така структура дозволяє оцінювати відповідність між фактичною якістю даних та заявленими характеристиками інформаційного середовища.

Другим рівнем архітектури є діагностичний аналіз інформаційного середовища, реалізований через дослідницький аналіз даних (EDA, Exploratory Data Analysis). У традиційних аналітичних системах Exploratory Data Analysis зазвичай виконує допоміжну функцію попереднього опису [23, 82-84].

У рамках HPF цей етап піднімається до рівня формального механізму контролю допустимості аналітичних процедур.

Метою EDA є не лише характеристика даних, а й визначення того, чи здатні вони підтримувати економічно обґрунтовані висновки, моделювання та оптимізацію.

Результатом діагностики є обчислення індексу готовності до прийняття рішень DRI, що відображає рівень інформаційної адекватності середовища для портфельного аналізу.

Значення цього індексу перетворюється на відповідний рівень готовності DRL, що визначає допустимий рівень аналітичної складності. Таким чином, результати EDA безпосередньо впливають на вибір допустимих методів оцінки, машинного навчання та оптимізації.



Рисунок 2.1 – Рівні архітектури керованого аналітичного конвеєра обробки різномірних вхідних даних у фреймворку HPF (джерело: власна розробка)

Наступним рівнем архітектури є вибір припустимих аналітичних методів. В рамках HPF складність моделей, що застосовуються, обмежується рівнем інформаційної готовності. Наприклад, при низьких значеннях DRL

допускаються лише прості евристичні чи пропорційні правила розподілу ресурсів. При середньому рівні готовності можна використовувати методи лінійного програмування з жорсткими обмеженнями. Високі значення DRL дозволяють застосовувати складніші моделі оптимізації, включаючи методи машинного навчання та багатоцільові оптимізаційні процедури.

Після визначення допустимих методів може проводитися умовне моделювання та прогнозування економічних параметрів портфеля. Зокрема, можуть оцінюватися прогнозні значення попиту, параметри цінової еластичності та показники ризику. Ці оцінки використовуються для побудови моделей оптимізації структури портфеля з урахуванням ресурсних та ризикових обмежень.

Важливою особливістю архітектури HPF є використання багатостратегічного підходу до оптимізації портфеля. Замість застосування єдиного алгоритму, система може формувати портфельні ваги за декількома альтернативними стратегіями, що охоплюють різні підходи до управління ризиком і прибутковістю. Отримані результати порівнюються між собою у вигляді емпіричної оцінки, що дозволяє визначити найефективнішу стратегію в конкретних умовах даних.

Наступним рівнем архітектури є моделювання та перевірка стійкості портфельних рішень [33, 51]. Отримані результати оптимізації не розглядаються як остаточні поради без додаткової перевірки стабільності. Для цього застосовуються методи стохастичного моделювання, зокрема симуляції Монте-Карло, що дозволяють оцінити розподіл можливих результатів портфеля за різних сценаріїв розвитку подій. Такі симуляції дозволяють розраховувати показники ризику, включаючи VaR та CVaR, а також оцінювати волатильність прибутковості та інші характеристики портфельного ризику [41].

Результати симуляцій використовуються для аналізу стійкості та робастності рішень. Якщо портфель показує надмірну чутливість до збурень параметрів або значні коливання результатів у різних сценаріях, система

може ініціювати повторний аналіз або перегляд вибраної стратегії оптимізації. Таким чином, механізм зворотного зв'язку забезпечує постійний контроль стабільності портфельних рекомендацій. Кожен перехід у цьому конвеєрі є умовним, а не автоматичним.

Логічне положення готовності до прийняття рішень у конвеєрі фреймворку цілісної структури портфелю HPF, що розробляється проілюстровано на рис. 2.2.



Рисунок 2.2 – Логічне положення оцінювання готовності до прийняття рішень у конвеєрі HPF (джерело: власна розробка)

Ця структура формалізує те, що на практиці часто обробляється неявно: досвідчені особи, які приймають рішення, часто ігнорують результати моделі, коли відчувають, що інформаційної бази недостатньо. HPF робить цю інтуїтивну оцінку явною та доступною для перевірки. На рис. 2.2 продемонстровано, що в рамках HPF діагностичні виміри не просто описують середовище; вони керують аналітичною допустимістю. Машинне навчання, моделювання попиту, аналіз стратегій ефективності (наприклад

DEA) та оптимізація (наприклад CVaR) розглядаються як інструменти, застосовність яких залежить від діагностики готовності [40, 63, 74]. Цей підхід узгоджується з практиками стратегічного управління портфелем, задокументованими McKinsey [30], де аналітичні інструменти вбудовані в структури управління, а не використовуються як автономні механізми прийняття рішень. Ієрархія рівнів діагностично-керованого аналітичного конвеєра HPF та їх економічна функціональність продемонстровано у табл. 2.3.

Таблиця 2.3 – Структура рівнів економічного контролю в аналітичному конвеєрі HPF (джерело: власна розробка)

Рівні конвеєра HPF	Економічні функції
1. Вхідний інформаційний рівень	Формує множину фактично спостережуваних економічних змінних. Економічна функція: визначає межі пізнаваності середовища.
2. Діагностичний рівень (EDA + DRI).	Оцінює повноту, стабільність, спостережуваність та ризик викривлення даних. Економічна функція: виявлення структурних обмежень прийняття рішень
3. Рівень допустимості (DRL)	Формує класифікацію допустимих методів аналізу. Економічна функція: обмеження простору аналітичних дій з метою зниження ризику помилки.
4. Рівень моделювання	Застосування економетричних або ML-методів у межах дозволеної складності. Економічна функція: оцінка параметрів без виходу за межі інформаційної допустимості.
5. Рівень оптимізації портфеля	Формування ефективної межі ризик–дохідність. Економічна функція: умовна максимізація економічної цінності.
6. Рівень стрес-тестування та перевірки стійкості	Аналіз чутливості рішень до збурень параметрів. Економічна функція: оцінка стабільності рішень в умовах невизначеності.
7. Рівень прийняття рішення або утримання	Рішення ухвалюється лише за умови підтвердженої економічної стійкості. Економічна функція: мінімізація стратегічної помилки.

Керований аналітичний конвеєр (OAP) HPF представлений на рисунку 2.3.



Рисунок 2.3 – Керований аналітичний конвеєр HPF (джерело: власна розробка)

Таке розділення цілей навчання (наприклад, точність прогнозу) та цілей прийняття рішень (наприклад, стабільність, допустимість, контроль ризиків) становить основний теоретичний внесок HPF.

Введення діагностичних вимірів готовності до прийняття рішень переосмислює управління продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства як двоетапну економічну проблему:

- по-перше, оцінка прийнятності;
- по-друге, умовна оптимізація.

Таке переосмислення вирішує давню суперечність між дедалі складнішими аналітичними інструментами та постійним невдоволенням їхніми практичними результатами.

Замість того, щоб пояснювати невдачі вибором моделі чи налаштуванням параметрів, HPF пояснює їх порушеннями умов готовності до прийняття рішень. Ця перспектива не лише пояснює спостережувану нестабільність у фармацевтичних портфелях, але й виправдовує утримання від них або спрощення умов дефіциту інформації.

### 2.3 Дослідницький аналіз даних (EDA) в межах фреймворку HPF

Продуктовий портфель фармацевтичного підприємства являє собою сукупність лікарських засобів і медичних продуктів, які компанія розробляє, виробляє, реєструє та просуває на ринку, з урахуванням стадій їх життєвого циклу, терапевтичного призначення, регуляторного статусу, рівня ринкового попиту та економічної ефективності. Управління таким портфелем ґрунтується на економічних оцінках, зокрема на показниках еластичності попиту, які фармацевтичні компанії використовують для формування цін, проведення переговорів щодо відшкодування витрат і прийняття рішень з оптимізації структури продуктового портфеля.

З точки зору економіки та прийняття рішень, управління продуктовим портфелем полягає у відборі, пріоритезації, ціноутворенні та ресурсному забезпеченні препаратів таким чином, щоб:

- максимізувати довгострокову економічну цінність портфеля;
- забезпечити відповідність регуляторним і клінічним вимогам;
- зменшити ризики, пов'язані з невизначеністю попиту та обмеженою інформацією.

У фармацевтичній економіці дані часто надходять:

- у вигляді дискретних звітів (місяць, квартал);
- з затримками (регуляторна звітність, страхові виплати);

– лише в моменти адміністративних подій (перереєстрація, перегляд цін, оновлення реєстрів).

У результаті фактичний процес формування попиту є безперервним, але спостерігається лише у вигляді окремих “зрізів”, тобто фрагментарно, з перервами, або у вибрані моменти часу, що призводить до втрати частини динаміки процесу. Таке переривчасте спостереження називається «стробуванням» [82, 88].

Окрім того, дані, на яких формується продуктовий портфель, часто є неповними та неточними: частина важливої інформації є прихованою або відсутньою (наприклад, дотримання пацієнтами схем лікування, поведінка платників або активність конкурентів), а наявні вимірювання не завжди відповідають фактичним рішенням щодо призначення та відпуску лікарських засобів.

Проблема полягає у тому, що управлінські рішення ухвалюються в умовах жорсткого регуляторного середовища, невизначеного попиту та неповної ринкової інформації. Управління продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства при цьому пов’язане з прийняттям рішень, де якість управлінських рішень критично залежить від достатності та надійності інформації, а помилки мають високу економічну ціну. У традиційній практиці після проведення економетричної або статистичної оцінки моделі (наприклад, оцінювання еластичності попиту чи ефективності стратегії) результати перевіряють за допомогою стандартних статистичних тестів. До них належать перевірка значущості коефіцієнтів, оцінка похибки моделі, коефіцієнта детермінації ( $R^2$ ) тощо [48]. Такі перевірки дозволяють оцінити, наскільки точно модель описує дані, проте не гарантують економічної коректності управлінських рішень, що може призводити до дороговартісних помилок у розподілі ресурсів.

Методи оптимізації портфеля та системи підтримки прийняття рішень на основі машинного навчання також зазвичай потребують достатності і стабільності даних. Проте на практиці це припущення часто порушується, що

призводить до невдалих рекомендацій та накопичення прихованих ризиків. Це може привести до рішень, які ведуть до фінансових втрат, неправильного розподілу бюджету, помилкового ціноутворення або неефективного формування продуктового портфеля. [103]

Навіть якщо модель є «статистично коректною», це не означає, що її безпечно застосовувати для реальних управлінських рішень за відсутності впевненості у достатності вихідної інформації. Основна проблема полягає в тому, що самі дані можуть бути неповними, цензурованими, частково спостережуваними або містити похибки вимірювання. Статистичні перевірки не усувають цих обмежень даних.

Перевагою запропонованого цілісного портфелю (HPF) прийняття рішень є те, що інтелектуальна система (DDS) враховує обмеженість і неповноту даних. І дослідницький аналіз даних (EDA) як раз є першим етапом перевірки, на якому визначається, чи можна застосовувати подальші аналітичні методи з економічної точки зору. Тобто EDA відіграє центральну та формальну роль як рівень економічного контролю.

Важливо, що в HPF на етапі EDA вихідні дані не використовуються пасивно. Вони безпосередньо враховуються при обчисленні індексу та рівня готовності до прийняття рішень (DRI → DRL), який визначає, чи дозволена оптимізація портфеля, які аналітичні стратегії є допустимими та який ступінь складності моделі є економічно виправданим. У цьому сенсі EDA функціонує як основний «гейткпер» системи, регулюючи всю подальшу діяльність з оцінювання, машинного навчання та оптимізації. EDA не відповідає на питання «як виглядають дані», а радше «які рішення можна виправдати, враховуючи те, що дані не показують». Таке переосмислення є важливим, оскільки у середовищах фармацевтичних даних домінують структурні недоліки, а не випадковий шум. Тому EDA повинна діагностувати обмеження, режими відмов та неспостережувані фактори, перш ніж розпочати будь-яку кількісну підтримку рішень.

Фармацевтичні дані є одним із найскладніших для вивчення типів бізнес-даних, оскільки вони мають сильну сезонність, неоднорідність джерел та високу частоту аномалій. На відміну від класичних проблем роздрібною торгівлі, структура попиту тут формується одночасно медичними, регуляторними, соціальними та маркетинговими факторами, як наприклад, це описано в [39].

EDA виявив наступні ключові особливості фармацевтичного ринку:

1. Фрагментація джерел даних. Інформація надходить з ERP (виробництво), CRM (маркетинг), аптечних POS-систем, регуляторних баз даних (реєстри ліків) та платформ електронної комерції.

2. Подібний багатоджерельний підхід рекомендовано Sajadi et al. (2022) в [18] для систем аналізу медичної ефективності.

3. Нестационарність часових рядів. Продажі коливаються залежно від сезонів, акцій та періодів пандемій. Були застосовані методи нормалізації Бокса-Кокса та ковзної середньої (Hyndman, 2020). [88]

4. Висока кореляція між атрибутами. Ціна, маркетингові витрати, рекламна активність та попит тісно пов'язані. Для усунення мультиколінеарності під час навчання моделей MNL було застосовано PCA та L2-регуляризацію.

5. Канібалізація в межах класів АТС. Продукти з подібними терапевтичними властивостями можуть знижувати попит один на одного. Для цього будується матриця перехресної еластичності, яка зберігається в NoSQL-сховищі MongoDB у вигляді графіка з вагами, що описують силу заміщення.

6. Єдиний набір аналітичних ознак, який система генерує після завершення EDA і який включає середні продажі, варіацію, рентабельність інвестицій (ROI), вхідні/вихідні дані DEA, індекси ризику та залежності канібалізації. Потім ці дані передаються на рівень моделювання та оптимізації.

Фармацевтичні портфелі об'єднують активи, які є структурно неоднорідними, а не просто шумними чи багатовимірними. Кандидати на препарати якісно відрізняються за кількома економічно вирішальними вимірами: терапевтичними показаннями, біологічною модальністю, фазою розробки, регуляторним шляхом, рівнем відшкодування та комерційним позиціонуванням. Кожен з цих вимірів спричиняє різні процеси генерування даних, асиметрію ризиків, часові горизонти та обмеження спостереження.

У літературі з планування продуктового портфеля фармацевтичного підприємства чітко застерігається від розгляду фармацевтичних проектів як однорідних фінансових активів, зазначаючи, що несеgmentована агрегація приховує структурні відмінності та призводить до недійсних економічних порівнянь (Stig Johan Wiklund et al., Project Portfolio Planning in the Pharmaceutical Industry). [29] На відміну від класичних фінансових портфелів, де припущення щодо взаємозамінності часто приблизно задовольняються, фармацевтичні портфелі порушують ці припущення за своєю конструкцією.

EDA повинен чітко діагностувати:

- межі сегментації, що визначають економічно порівнянні підмножини активів;
- міжсегментні залежності, такі як спільні платформи, регуляторні переливи або об'єднання виробництв;
- порушення взаємозамінності, коли активи не можуть бути об'єднані без спричинення упередженості.

Відсутність даних у фармацевтичних наборах даних рідко є випадковою. Вона виникає внаслідок економічно значущих процесів, зокрема:

- проекти на ранніх стадіях, яким бракує запланованих результатів;
- виведення учасників з проекту та його завершення, видалення спостережень з майбутніх вибірок;

– вибіркоче розкриття клінічних, регуляторних або комерційних результатів.

Ці механізми породжують залежні від результату пропуски та упередження виживання, що широко задокументовано в аналізах зниження продуктивності фармацевтичних досліджень і розробок [39]. За таких умов стандартні припущення щодо повного випадкового пропуску (MCAR) або навіть випадкового пропуску (MAR) зазвичай порушуються. З точки зору НРФ, відсутність даних не є проблемою, яку потрібно «виправляти». Це діагностичний показник ризику прийняття рішень та недостатності інформації.

Таким чином, EDA в рамках НРФ повинна:

- чітко охарактеризувати механізми відсутності;
- кількісно визначити їх залежність від статусу, фази та результатів проекту;
- визначити економічні змінні, які є структурно неспостережуваними, а не тимчасово неповними.

Цензура та невидимість ризику зниження. Цензурування є поширеним явищем у фармацевтичних даних. У фармацевтичних дослідженнях багато показників не спостерігаються повністю. Сучасні дослідження продуктових портфелів фармацевтичних підприємств дедалі більше використовують показники ризику, орієнтовані на збитки, зокрема Conditional Value-at-Risk (CVaR) [40]. Цей показник дозволяє оцінювати потенційні великі втрати, враховуючи, що можливий прибуток обмежений, тоді як масштаби збитків – ні.

Однак у межах НРФ навіть CVaR застосовується лише тоді, коли ризик збитків можна надійно оцінити. Якщо ж негативні результати структурно неспостережувані, оптимізація замінюється консервативним сценарним аналізом або рішення відкладається.

Структурні зриви та нестабільність режиму. Фармацевтичні ринки демонструють часті та економічно значущі структурні зриви, зумовлені:

- змінами в нормативних актах та політиці;
- переглядами правил відшкодування;
- оновленням клінічних рекомендацій;
- конкурентними входами та виходами;
- закінчення терміну дії патенту та втрата ексклюзивності.

Ці події призводять до розривів, які спростовують припущення про стабільність даних у часі. Історичні тенденції можуть втрачати прогностичну силу, а оцінки ризику – ставати ненадійними. Дослідження фармацевтичної продуктивності показують, що зміни режимів є повторюваними, а в умовах нестаціонарності похибка оцінки може переважати над реальним сигналом навіть при використанні сучасних методів оптимізації [35].

#### 2.4 Обґрунтування вибору моделі в системі HPF

Вибір аналітичних моделей в HPF ґрунтується на принципово іншій логіці порівняно з традиційними системами прийняття рішень на основі даних. Замість орієнтації на максимізацію точності прогнозування, обчислювальної складності чи використання найсучасніших алгоритмів, HPF здійснює відбір моделей за критерієм їх економічної допустимості в умовах фактичної інформаційної забезпеченості середовища.

Такий підхід є особливо важливим для управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства. На практиці якщо дані неповні, нестабільні або лише частково відображають реальність, складні моделі можуть навіть погіршувати результат, маскувати ризики і створювати ілюзію впевненості в прийнятому рішенні.

Допустимість методу вибраного методу в HPF оцінюється за набором економічних та інформаційних критеріїв, а не за показниками точності еталонів. Ці критерії виводяться безпосередньо з діагностичних вимірів, введених раніше та формалізованих пізніше в індексі готовності до прийняття рішень.

По-перше оцінюється достатність та репрезентативність даних. По-друге, потрібна стійкість до пропусків та цензурування. По-третє, оцінюється часова стабільність та чутливість режиму. По-четверте, інтерпретованість та аудиторність розглядаються як економічні вимоги, а не етичні доповнення. По-п'яте, необхідні видимість ризиків та усвідомлення асиметрії.

Результати моделей машинного навчання повинні бути узгоджені з підходами до оцінювання ризиків зниження, зокрема з методами оптимізації портфеля, орієнтованими на контроль хвостового ризику, такими як оптимізація на основі показника умовної вартості під ризиком (CVaR) [41].

Ці критерії разом визначають доцільний набір економічно прийнятних методів машинного навчання, який динамічно змінюється залежно від діагностичного стану даних та середовища.

Центральним теоретичним внеском HPF є переорієнтація машинного навчання з механізму прийняття рішень на інструмент оцінки та діагностики. ML не використовується для безпосереднього розподілу портфеля або стратегічних рішень. Натомість воно підтримує конкретні аналітичні підзадачі, результати яких згодом оцінюються, обмежуються та інтегруються в ширшу систему прийняття рішень.

Зокрема, машинне навчання (ML) застосовується в HPF для того, щоб:

- оцінити співвідношення попиту за умов явно діагностованої спостережуваності;
- визначити сегментацію, яка впливає на декомпозицію портфеля;
- підтримувати дослідницьку діагностику стійкості, нелінійності та ефектів взаємодії;

– поширити невизначеність з оцінки даних на показники, що стосуються прийняття рішень.

У рамках HPF вибір моделі є динамічним процесом, що регулюється діагностичним зворотним зв'язком. З цією метою коли з'являються нові дані, DRI перераховуються, і в результаті можлива зміна набору допустимих методів. Це гарантує, що аналітична складність зростає лише тоді, коли це виправдано інформаційною готовністю, і зменшується, коли умови погіршуються.

Розглянемо конфігурацію моделі за допомогою механізмів оптимізації параметрів.

Перед оптимізацією портфеля система будує межу ефективності середнього ризику, використовуючи SKU, відфільтровані за допомогою EDA:

$$E = \{(\mu, \sigma): \mu = w^T \mu, \sigma^2 = w^T \Sigma w, w \in W\}, \quad (2.1)$$

де  $E$  – ефективність середнього ризику;

$W$  – множина розподілу з допустимими обмеженнями ( $w \in W$ );

$\mu$  – очікувана дохідність;

$\sigma$  – ризик.

HPF розглядає налаштування моделі не як вільну математичну оптимізацію, а як керований економічний процес, де:

- враховується якість і повнота даних;
- перевіряється стабільність результатів;
- обмежується використання «ризикованих» моделей.

При цьому часткова спостережуваність означає, що дані не відображають повну реальність. Наприклад, частина даних може бути

відсутня; невдалі випадки можуть не фіксуватися (цензурування); у даних залишаються лише «успішні» приклади (ефект виживання).

Через це модель може виглядати кращою, ніж є насправді. Саме тому HPF вводить контроль і обмеження, щоб уникнути помилкових рішень. Згідно з HPF, налаштування гіперпараметрів залежить від готовності до діагностики. Налаштування допустиме лише тоді, коли:

- достатність даних відносно складності моделі діагностично підтверджена;
- механізми відсутності та цензурування явно змодельовані або обмежені;
- вікна перевірки відображають стабільні режими, а не об'єднані історичні артефакти.

Коли ці умови не виконуються, HPF обмежує налаштування вузькими, діапазонами параметрів або взагалі забороняє налаштування на основі даних.

У межах HPF налаштування моделі розглядається як баланс між точністю, варіативністю результатів і їх стабільністю. Причому саме стабільність набуває ключового економічного значення. Якщо певна конфігурація дає лише незначний приріст точності, але при цьому робить результати більш нестійкими, вона вважається менш доцільною з економічної точки зору, навіть якщо за формальними статистичними критеріями виглядає кращою.

Для реалізації цього принципу HPF застосовує наступні обмеження:

- перевага економічним моделям за умов слабкої готовності;
- штрафні санкції за конфігурації, що демонструють високу чутливість до наборів даних, що передаються заново або змінюються;
- явне вимірювання волатильності, викликані конфігурацією, у вихідних даних, що стосуються прийняття рішень.

HPF розглядає оптимізацію моделі як джерело економічного ризику. Тому структура надає наступні пріоритети:

- консервативні конфігурації, що зберігають інтерпретованість;
- обмежена екстраполяція за межі спостережуваних даних;
- стійкість рішень.

В рамках HPF конфігурація моделі реалізована як діагностично керований процес. Індекс готовності до прийняття рішень (DRI) визначає не лише те, чи можна використовувати модель, але й те, як її можна конфігурувати та налаштовувати. Будемо розрізняти три режими конфігурації:

1. Висока готовність – допускається ширше дослідження гіперпараметрів, з урахуванням обмежень стабільності та правдоподібності.
2. Часткова готовність – налаштування обмежене вузькими, інтерпретованими діапазонами, з акцентом на регуляризації та робустності.
3. Низький рівень готовності – налаштування на основі даних заборонено; моделі працюють з фіксованими або мінімально скоригованими конфігураціями.

Усі рішення щодо конфігурації реєструються разом з їх діагностичним обґрунтуванням, що забезпечує можливість аудиту та відтворюваність – важливу вимогу в регульованому фармацевтичному середовищі.

У рамках HPF конфігурація моделі та оптимізація параметрів розглядаються як економічно регульована діяльність, а не як нейтральні технічні кроки. Гіперпараметричне налаштування допустиме лише тоді, коли воно підтверджується діагностичними доказами достатньої спостережуваності та стабільності. Надмірне налаштування інтерпретується як нестабільність рішень, а не просто втрата точності прогнозування. Агресивна оптимізація визнається потенційним фактором економічної шкоди, а не аналітичним прогресом.

HPF-система гарантує, що складність моделі не замінює інформаційної достатності. Це зберігає практичну цінність економетричних моделей та моделей машинного навчання, одночасно запобігаючи їхньому неправильному використанню в середовищах прийняття рішень щодо

продуктового портфеля фармацевтичного підприємства з дефіцитом інформації.

Розглянемо ключові аспекти валідації моделі. Традиційно валідація моделей у системах прийняття рішень щодо продуктового портфеля розглядається як завдання з оцінки точності прогнозування. Помилки прогнозування, показники відповідності та показники поза вибіркою зазвичай використовуються для обґрунтування розгортання моделі. У рамках цілісної структури портфеля (HPF) цей підхід є принципово недостатнім. У середовищах з високими ставками та незворотними рішеннями валідація повинна бути узгоджена з якістю економічних рішень, а не зі якістю статистичного прогнозування.

HPF перевизначає валідацію як процес, який оцінює, чи підтримують результати моделі стабільні, усвідомлені ризики та допустимі рішення, а не лише те, чи мінімізують вони похибку прогнозу.

Точність прогнозу є необхідною, але недостатньою умовою економічної корисності. Таким чином, у межах HPF валідація чітко розділяє:

- прогностичну валідність (чи відповідає модель історичним даним)
- обґрунтованість рішень (чи підтримує модель економічно стабільні та усвідомлені ризики рішення).

Валідація якості рішень розглядає такі питання, як:

Чи модель видає узгоджені рекомендації за невеликих коливань даних?

Чи стабільні розподіли портфеля за розумних варіацій сценаріїв?

Чи зберігає модель видимість ризиків зниження?

Наступний крок – вибір моделей, які є економічно допустимими. Обирається найбільш стійка модель, тобто така, що забезпечує надійні результати в різних сценаріях і не призводить до різких змін рішень.

Валідація моделі не обмежується перевіркою її точності на історичних даних. Додатково проводиться серія з  $n$  симуляцій (наприклад, методом Монте-Карло) [50, 51], які відтворюють різні можливі сценарії розвитку ринку. Це дозволяє перевірити, як модель поводить себе в умовах

невизначеності – чи залишаються її результати стабільними, чи сильно змінюються при незначних коливаннях параметрів.

Результати такої перевірки безпосередньо впливають на оцінку моделі. Якщо виявляється нестабільність або надмірна чутливість, модель визнається неприйнятною або обмежено придатною — навіть якщо вона демонструє високу точність. Це дозволяє уникнути ситуацій, коли «красива» з аналітичної точки зору модель дає ненадійні з економічної позиції результати. Важливо, що в межах HPF відмова від використання моделі або навіть утримання від прийняття рішення також вважається нормальним і обґрунтованим результатом. Якщо модель показує нестабільні або економічно сумнівні результати, доцільніше спростити підхід або відкласти рішення, ніж покладатися на ненадійний інструмент.

Це безпосередньо пов'язано з одним із ключових висновків дослідження — не кожна оптимізація є економічно доцільною. У певних умовах правильним рішенням може бути саме відмова від її застосування.

У цілому, в HPF валідація розглядається як економічна перевірка моделі — наскільки вона здатна забезпечити стабільні, обґрунтовані та прийнятні рішення в умовах невизначеності. Такий підхід дозволяє зосередитися не на формальній точності, а на реальній користі для прийняття управлінських рішень.

## 2.5 Рівні готовності даних (DRL) в процесах прогнозного формування цілісної структури продуктового портфелю фармацевтичного підприємства в контурі HPF

Фармацевтичні компанії стикаються з різними рівнями доступності та інтеграції даних під час прогнозування попиту або управління ланцюгами поставок. Запропоновано запровадження рівней готовності до прийняття

рішень (DRL, Decision Readiness Level), який оцінює повноту, точність та своєчасність інформації перед застосуванням економетричних моделей та процедур оптимізації. DRL виступає модульним фільтром допустимості, що дозволяє стандартизувати процес прийняття рішень та знижувати ризик помилок при неповній або цензурованій інформації [57, 84].

Архітектура HPF визначає конкретний рівень вхідних даних ( $DRL_j$ ) за формулою:

$$DRL_j = f(DRI). \quad (2.2)$$

*DRL* описує перехід від мінімальних наборів даних до повністю інтегрованих екосистем, адаптованих для фармацевтичної галузі, а *DRI* представлений вектором індикаторів якості та достатності інформації.

Кожен рівень DRL показує, які аналітичні методи можна обґрунтовано застосовувати і які рішення на їх основі допустимі.

Така структура також дає змогу використовувати досвід інших галузей (наприклад, роздрібною торгівлі чи технологій) для вдосконалення роботи з даними у фармацевтиці:

$DRL_0$  – незначні дані (без структурованих даних).

$DRL_1$  – мінімальні дані (одне джерело, коротка історія).

$DRL_2$  – базові дані (розширений часовий ряд або кілька джерел).

$DRL_3$  – інтегровані організаційні дані (загальнокорпоративний огляд).

$DRL_4$  – загальносекторальні / національні дані (Спільні мережі даних).

$DRL_5$  – повна глобальна інтеграція (теоретичний ідеал).

Побудуємо концептуальну карту HPF (Concept Map HPF), що відображає ключові елементи фреймворку цілісної структури портфеля та логіку їх взаємозв'язків у процесі прийняття рішень [94].

Concept Map HPF показує, як поєднуються основні компоненти HPF (дані, діагностика (EDA, DRI), рівні готовності (DRL), моделювання, оптимізація та валідація) і як між ними здійснюється перехід (рис. 2.4).

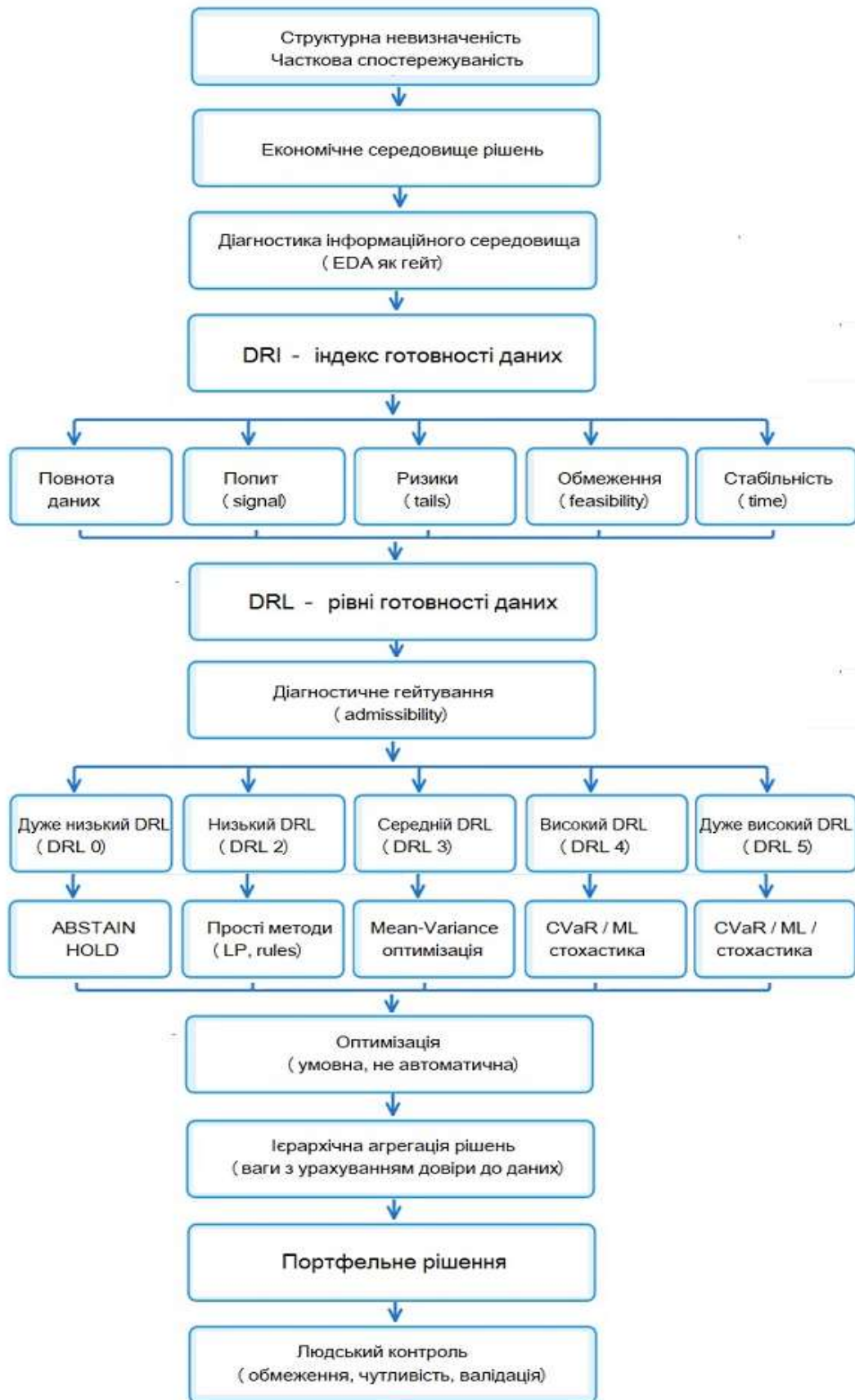


Рисунок 2.4 – Концептуальна схема фреймворку HPF та механізму діагностично-керованої оптимізації портфеля (джерело: власна розробка)

Таким чином, концептуальна карта HPF слугує інструментом системного представлення фреймворку, що дозволяє зрозуміти його структуру, принципи функціонування та механізм прийняття економічно обгрунтованих рішень.

Схема ілюструє логіку переходу від структурної невизначеності економічного середовища до прийняття портфельного рішення через механізми діагностики (DRI, DRL), діагностичного гейтування та ієрархічної оптимізації з урахуванням інформаційної готовності.

Опишемо детально кожен рівень DRL (0–5) для портфеля фармацевтичних продуктів.

DRL<sub>0</sub> – незначні дані (без структурованих даних).

Доступність даних відсутня або незначна (немає корисної бази даних). Машинне навчання (МН) неможливе через брак даних. Прогнозування спирається виключно на людський досвід, інтуїцію або просту евристику, або мовні моделі що не мають заданої схеми (у фармацевтиці це може означати запуск нового препарату на ринок без попередніх даних про продажі, де планувальники покладаються на власне судження та аналогії з іншими препаратами).

Режим прийняття рішення – експертна оцінка.

Дуже високий ризик помилки. Ризик полягає в тому, що ці рішення, засновані на інтуїції, часто є упередженими та непослідовними.

Характеристики. Підприємство практично не має структурованих наборів даних, збір даних відбувається спонтанно, немає систематичного обліку транзакцій чи результатів, рішення приймаються без будь-яких достовірних історичних даних. Це часто трапляється з новими підприємствами, ринками без ІТ-систем або сценаріями, де існують лише якісні експертні спостереження.

DRL<sub>1</sub> – мінімальні дані (одне джерело, коротка історія)

Доступність даних. Деякі дані існують, але їх обсяг та історія дуже обмежені.

Обсяг даних. Одне джерело (силос) з коротким часовим рядом. У фармацевтичній галузі це можуть бути дані з продажів однієї аптеки, записи про рецепти однієї клініки або історія пілотних запусків одного продукту. Набір даних невеликий і не репрезентативний для всього ринку (більшість конкурентів або інші регіони не включені).

Можлива аналітика. Базові статистичні методи, але складне машинне навчання (ML) дуже обмежене. З такою невеликою кількістю точок даних можуть бути застосовні лише прості моделі, такі як ковзні середні, експоненціальне згладжування або, щонайбільше, ARIMA та лінійна регресія.

Ризики. Проблеми з перенавчанням та якістю даних є серйозними проблемами. З обмеженим набором даних будь-який шум або помилки в даних можуть суттєво спотворити результати, управління даними мінімальне, тому помилки залишаються неперевіреними [96, 101]. Як результат, навіть якщо використовувати базову статистику або ARIMA, достовірність прогнозу низька.

Спосіб прийняття рішень. Поєднання простої статистики + людського досвіду.

Характеристики. Наприклад, окрема аптека або окреме лікарняне відділення могли почати реєструвати транзакції, що призвело до приблизно  $10^3$ – $10^5$  записів (від тисяч до сотень тисяч). Зазвичай це становить <5% відповідного охоплення ринку. Дані можуть охоплювати лише кілька місяців або рік діяльності.

DRL<sub>2</sub> – базові дані (розширений часовий ряд або кілька джерел)

Охоплення даних. Довший часовий ряд (кілька років) для одного джерела або невелика агрегація джерел (сотні тисяч записів).

Можливості аналітики. Стає можливим використання більш просунутого машинного навчання. У такому масштабі можна навчати дерева рішень, машини градієнтного бустування, базові нейронні мережі або прості RNN/LSTM [108].

Обмеження. Слабкість до шоків та зовнішніх змін. Моделі машинного навчання можуть добре відповідати минулому, але мати труднощі з подіями, яких не видно в обмежених даних. Якість даних на цьому етапі покращується (більш стандартизований збір), але управління все ще може бути неоднорідним.

Режим прийняття рішення. Прогнозування за допомогою машинного навчання з обережністю. Спостерігається поступовий перехід від чистої інтуїції до аналізу на основі даних, але експертний нагляд залишається вирішальним. Можна більше покладатися на результати моделі, використовуючи їх як один із вхідних даних для прийняття рішень.

Характеристики. У DRL<sub>2</sub> організація накопичила довшу історію або об'єднала кілька невеликих джерел, що дало помірний за розміром набір даних (~10<sup>5</sup>–10<sup>6</sup> записів). Це може охоплювати 5–15% відповідного ринку або сфери.

DRL<sub>3</sub> – інтегровані організаційні дані (загальнокорпоративний огляд)

Обсяг даних: Інтегровано кілька внутрішніх джерел (мільйони записів та велика кількість змінних). Дані зібрано у сховищах даних, хмарних платформах для об'єднання потоків даних. Для фармацевтичного виробника це може включати дані про продажі дистриб'юторів, які вони отримують, прямі продажі лікарням, запаси на складах, графіки виробництва тощо.

Можливості аналітики. Багатовимірне машинне навчання та розширені моделі стають практичними. Є можливість розгортати складні алгоритми: наприклад, багатовимірне прогнозування часових рядів (що включає предиктори, такі як акції чи температура), розширені моделі на основі дерев, мережі LSTM або навіть попередні моделі глибокого навчання, що враховують послідовні дані та зовнішні вхідні дані [60; 64; 113].

Характеристики. DRL<sub>3</sub> являє собою зрілу інтеграцію даних на рівні підприємства. Обсяг даних великий (близько 10<sup>6</sup>–10<sup>7+</sup> записів, від мільйонів до десятків мільйонів) і дає 20–50% уявлення про відповідний ринок, хоча й з точки зору однієї організації.

Режим прийняття рішення: рішення приймаються на основі даних, під наглядом людини. Роль людей переходить на перевірку та сценарне тестування

Ключові вимоги. Необхідний контроль упередженості даних для того, щоб моделі не надмірно покладалися, скажімо, на історично надмірно забезпечені регіони або групи пацієнтів з недостатнім обслуговуванням. Необхідно забезпечити збалансованість та етичність рекомендацій моделі.

Сліпі зони. Компанія все ще не має повної видимості ринку, окрім власних даних. Це головне обмеження DRL<sub>3</sub>. Прогнози та рішення на DRL<sub>3</sub> можуть бути оптимальними для історичної моделі компанії, але не враховувати великі зовнішні зміни.

DRL<sub>4</sub> – загальносекторальні / національні дані (спільні мережі даних).

Характеристики. Високий рівень зрілості даних, коли дані інтегровані між організаціями на рівні сектора або країни.

Обсяг даних. Широке міжорганізаційне охоплення. Розмір даних може бути величезним (наприклад,  $10^7$ – $10^9$  записів, від десятків мільйонів до мільярдів точок даних). Приклади у фармацевтичній галузі включають національні бази даних рецептів, галузеві консорціуми або обмін даними.

Можливості аналітики. Широкі можливості для аналітика та використання штучного інтелекту. Обсяг, різноманітність та швидкість (часто потоки даних у режимі реального часу) для впровадження найсучасніших методів: глибоке навчання з розширеними шарами, графова аналітика (для відображення зв'язків між постачальниками, ліками, інгредієнтами) та складні симуляції [65, 120].

Ключові переваги. Стійкість до криз, прозорість та оптимізація всієї системи. Маючи широкі дані, зацікавлені сторони можуть передбачати проблеми та координувати реагування. Фактично, інформаційні системи, що об'єднують усіх партнерів, можуть забезпечити «правильну інформацію в потрібний час для потрібної особи, яка приймає рішення», тим самим запобігаючи таким явищам, як фантомні запаси або накопичення запасів.

Проблеми. Досягнення DRL<sub>4</sub> не є тривіальним у фармацевтичній галузі через бар'єри, пов'язані з конфіденційністю, довірою та регуляторними факторами; різні компанії мають різні стандарти даних, тому їх узгодження вимагає стандартів (наприклад, використання спільних ідентифікаторів ліків); часто потрібна регуляторна підтримка, щоб зобов'язати або сприяти обміну даними. Обмін даними про пацієнтів або продажі між організаціями повинен відповідати законам про конфіденційність (таким як HIPAA або GDPR).

Режим прийняття рішення. Спільні рішення на основі даних (прийняття рішень виходить за межі окремих організацій). Зацікавлені сторони (виробники, дистриб'ютори, системи охорони здоров'я, регуляторні органи) можуть брати участь у спільному прогнозуванні або скоординованому плануванні реагування.

DRL<sub>5</sub> – повна глобальна інтеграція (теоретичний ідеал)

Характеристики. Теоретично верхня межа інтеграції даних: 100% релевантних даних у всьому світі, в режимі реального часу. Практично це неможливо досягти через політичні, конкурентні та технічні причини. Однак це служить баченням того, як виглядатиме максимальна готовність до даних. У фармацевтичній галузі це означає кожен рецепт, кожен рівень запасів, кожен графік виробництва, у кожній країні, все пов'язано. Згідно з DRL<sub>5</sub>, весь ландшафт фармацевтичної пропозиції та попиту в усьому світі буде прозорим для тих, хто займається аналітикою.

Обсяг даних. Усі ринки, всі дані. Це як об'єднання всіх національних систем (DRL<sub>4</sub>) в одну суперсистему. Реалістично, дані залишатимуться розподіленими через конфіденційність, тому можна уявити DRL<sub>5</sub> як федеративну мережу з багатьох баз даних, які разом охоплюють ~100% даних.

Аналітичні можливості. По суті, це сфера «глобального ШІ для постачання медичних послуг» – високорозвиненої підтримки рішень, яка більше не зупиняється на національних кордонах чи межах компаній. DRL<sub>5</sub> є

концептуальним, а не операційною метою. Але єдина глобальна база даних усіх фармацевтичних даних малоімовірна. Натомість компанії та регуляторні органи прагнуть до сумісності : здатності систем взаємодіяти одна з одною, коли це необхідно.

Мета галузі полягає не в тому, щоб фактично централізувати всі дані (що викликало б величезне занепокоєння щодо володіння даними, конфіденційності та безпеки), а в тому, щоб наблизити розуміння, яке надасть така інтеграція. На практиці це може означати покращення обміну даними до максимально можливого повного охоплення або об'єднання окремих мереж.

Кінцева мета полягає не в централізації заради самої централізації, а у використанні майже повної інформації для прийняття оптимальних рішень.

Застосування структури DRL до продуктових портфелів фармацевтичних підприємств та міжгалузевого досвіду.

Фармацевтичні компанії часто керують портфелем продуктів на різних рівнях DRI одночасно. Рідко трапляється, щоб вся організація чітко працювала на одному рівні для всіх видів діяльності – частіше готовність даних залежить від продукту, ринку чи функції, наприклад, нові продукти проти зрілих продуктів; різні ринки; функціональні відмінності.

Отже, готовність до даних може відрізнитися залежно від функції. Метою часто є підняття всіх функцій на вищий рівень з часом, щоб аналітичні дані можна було об'єднати по всій компанії.

Компанії часто порівнюють прогнози та ефективність продуктів різного ступеня зрілості. Вони можуть застосовувати моделювання Монте-Карло або аналогові сценарії для нових продуктів (щоб впоратися з невизначеністю), на відміну від прогнозів машинного навчання для зрілих продуктів. Це належним чином узгоджує ресурси [50, 113].

Таким чином, структура DRL допомагає фармацевтичним організаціям оцінити свій поточний стан та спланувати подальші кроки:

- якщо компанія виявляє, що певна лінійка продуктів фактично знаходиться на рівні DRL1 (дуже обмежені дані), вона може надати пріоритет збору даних (розгортання кращих ІТ-систем на цьому ринку або придбання зовнішніх даних);
- якщо внутрішні дані є переконливими (DRL<sub>3</sub>), але зовнішньої аналітики бракує, вони можуть приєднатися до галузевого консорціуму або інвестувати в послуги ринкової аналітики, щоб просуватися до DRL4, знаючи переваги широкої видимості;
- хоча не кожна ситуація у фармацевтичній галузі реально може досягти DRL4 або вище, кожен крок угору по сходах готовності даних призводить до більш обґрунтованих рішень та кращих результатів лікування пацієнтів. Покращені дані та аналітика зменшують дефіцит запасів, оптимізують запаси (зменшуючи втрати та витрати) та дозволяють швидше реагувати на зміни.

## Висновки до розділу 2

Сформовано концептуальні засади індексу готовності даних (DRI) та рівня готовності до прийняття рішень (DRL) як економічного механізму діагностики допустимості портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі.

Показано, що в умовах структурної невизначеності та часткової спостережуваності економічних процесів ключовою проблемою є не вибір оптимального алгоритму, а визначення інформаційної та інституційної готовності середовища до застосування методів оптимізації. Обґрунтовано, що парадигми TRL, DRL та MLTRL забезпечують важливі підходи до оцінювання зрілості технологій і даних, проте не вирішують задачі економічної допустимості вибору методології портфельної оптимізації у фармацевтичній галузі.

Доведено, що існуючі підходи до алгоритмічного відбору (мета навчання, AutoML, теорема No Free Lunch) орієнтовані на підвищення продуктивності алгоритмів, але не враховують економічну валідність їх застосування за умов обмеженої спостережуваності, регуляторних обмежень та структурної нестабільності даних. У цьому контексті готовність до прийняття рішень інтерпретується як фільтр допустимості, який функціонує на вищому логічному рівні порівняно з процедурою оптимізації.

Запропоновано трактування готовності до прийняття рішень як багатовимірної категорії, що включає: повноту даних, ідентифікацію попиту, спостережуваність ризиків, доцільність обмежень та часову стабільність економічних зв'язків. Показано, що кожен із зазначених вимірів має самостійне економічне значення та відповідає специфічним режимам відмови портфельних рішень.

Розроблено архітектуру фреймворку HPF (Holistic Portfolio Structure) як керовану аналітичну систему підтримки прийняття рішень у сфері портфельного управління фармацевтичних підприємств. На відміну від класичних підходів, де оптимізація розглядається як первинний етап аналізу, HPF базується на принципі діагностичної передумови допустимості рішень.

Обґрунтовано холістичний підхід до портфельного управління, відповідно до якого продуктова структура підприємства розглядається як інтегрована система взаємопов'язаних проєктів, ресурсів, регуляторних обмежень і ризиків. У межах такої логіки невизначеність, часткова спостережуваність даних та інституційна нестабільність трактуються як структурні обмеження економічної допустимості, а не як технічні похибки моделювання.

Запропоновано архітектуру керованого аналітичного конвеєру, в якій дослідницький аналіз даних (EDA) виконує функцію формального класифікатора допустимості методів. EDA підвищено з описового інструменту до механізму економічного гейтування, що визначає, чи дозволене застосування машинного навчання, оптимізаційних процедур або

складних ризик-орієнтованих моделей. Такий підхід забезпечує обмеження аналітичної складності відповідно до рівня інформаційної готовності середовища.

Показано, що кожний етап аналітичного конвеєру є умовним і залежить від результатів діагностики. Оптимізація портфеля розглядається не як автоматичний процес, а як дозволена дія, яка проходить попередній контроль допустимості. Передбачено механізми зворотного зв'язку, стрес-тестування та перевірки робастності, що дозволяє оцінювати стійкість портфельних рішень до структурних збурень попиту, регуляторних змін та параметричної нестабільності.

Обґрунтовано роль дослідницького аналізу даних (EDA) як центрального механізму економічного контролю в архітектурі фреймворку HPF. Показано, що в умовах фармацевтичного бізнесу EDA не може розглядатися як допоміжний описовий етап підготовки даних, а має виконувати функцію діагностики інформаційних обмежень та визначення меж економічної допустимості подальших аналітичних дій.

Встановлено, що фармацевтичні портфелі характеризуються фрагментацією джерел даних, нестационарністю часових рядів, мультиколінеарністю атрибутів, канібалізацією продуктів та високою гетерогенністю активів. Такі властивості формують структурні обмеження, які не можуть бути усунуті стандартними статистичними тестами або автоматизованими алгоритмами машинного навчання. Доведено, що статистична коректність моделі не гарантує економічної безпеки її застосування за умов неповноти, цензурування та нестабільності даних.

Особливу увагу приділено трактуванню відсутності даних як інформаційного сигналу, а не як технічного дефекту. Показано, що механізми пропусків у фармацевтичних даних часто є результатом економічно значущих процесів (завершення проєктів, регуляторні рішення, вибіркоче розкриття результатів), що створює упередження виживання та обмежує можливість достовірної оцінки ризиків і попиту. У цьому контексті EDA

виконує функцію виявлення структурно неспостережуваних змінних і режимів відмови.

Обґрунтовано необхідність діагностики цензурування, спостережуваності хвостових ризиків, стабільності економічних зв'язків та наявності структурних розривів у часових рядах. Показано, що в умовах частих регуляторних змін і конкурентних зрушень історичні дані можуть втрачати прогностичну цінність, а похибка оцінювання перевищувати економічний сигнал.

Результати розділу 2 висвітлено у працях автора [1, 4, 5, 8, 12, 13, 16], наведених у Додатку Б.

## РОЗДІЛ 3

## МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА ГЕНЕРАТИВНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В СИСТЕМІ КЕРОВАНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ НРФ

3.1. Оптимізація портфеля як кероване рішення за умов часткової спостережуваності

Формальна постановка задачі.

Оптимізація фармацевтичного продуктового портфеля розглядається як задача керованого прийняття рішень у просторі обмежень за умов часткової спостережуваності економічного стану.

Портфель представлений ваговим вектором  $w \in \mathbb{R}^n$ , структурованими вхідними даними часових рядів  $X$ , та обмеженнями метаданих  $M$ , де:

$n$  – кількість економічно самостійних позицій портфеля (SKU, Stock Keeping Unit);

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$  – вхідні структуровані дані часових рядів;

$M$  – простір прийняття рішень, визначається обмеженнями метаданих;

$F = \{w \in \mathbb{R}^n : Aw \leq b\}$  – допустима область рішень.

Класична задача оптимізації має вигляд:

$$\max_{w \in \mathbb{R}^n} f(w; \hat{\Theta}), \quad (3.1)$$

де  $f(w; \hat{\Theta})$  – цільова функція.

$\hat{\Theta}$  – параметри, що оцінюються на основі часткової спостережуваності.

Спостереження мають вигляд:

$$y_t = h(s_t) + \varepsilon_t, \quad (3.2)$$

де  $s_t$  – вектор стану

$y_t$  – функція втрат інформації

$h(\cdot)$  – функція спостереження

$\varepsilon_t \sim N(0; R)$  – шум вимірювання.

$h \in R^k \rightarrow R^m$  – оператор спостереження,

Функція спостереження  $h(\cdot)$  призводить до втрати інформації через цензуру (дефіцит), агрегацію або похибку вимірювання.

Часткова спостережуваність означає, що  $h$  не є об'єктивним відображенням, тобто інформація про  $s_t$  є неповною або цензурованою.

Аналітичний метод  $f$  є допустимим для задачі тоді і тільки тоді, коли виконуються чотири умови:

- достатність даних;
- обмеженість виходу;
- стримування відмов;
- повнота аудиту.

Цей принцип розмежовує оцінювання, оптимізацію, та допустимість застосування методу.

DRI/DRL – впровадження вимог до розміру вибірки.

У фреймворку HPF характеристики даних, зафіксовані у векторі DRI (індекс готовності до прийняття рішень), перетворюються на інтегральний рівень готовності DRL, який визначає максимально допустимий рівень аналітичної складності, при цьому:

- індекс готовності до прийняття рішень DRI вимірює інформаційну якість;
- рівень готовності до прийняття рішень DRL визначає максимально допустиму аналітичну складність;
- порогові значення розміру вибірки формально обмежують вибір алгоритмів.

Функція перетворення в рівень готовності DRL:

$$f(DRI) \rightarrow DRL . \quad (3.3)$$

DRL – це верхня межа допустимої методологічної складності при поточному стані інформаційного середовища. Тобто, DRL виконує роль економічного запобіжника. Це важливо брати до уваги у фармацевтичному портфелі, тому що йому присутні малі вибірки, довгі горизонти, висока ціна помилки, регуляторні обмеження. Якщо одразу застосувати складні ML-методи, то виникає перенавчання, порушуються обмеження, створюється ілюзія точності.

Індекс готовності до прийняття рішень (DRI).

$$DRI \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\} \quad (3.4)$$

визначає стан системи за п'ятьма вимірами ( $j=1, \dots, 5$ ):

- $j = 1$  – повнота даних;
- $j = 2$  – ідентифікація попиту;
- $j = 3$  – спостереження за ризиками;
- $j = 4$  – доцільність обмежень;
- $j = 5$  – тимчасова стабільність.

Векторна форма *індексу готовності до прийняття рішень*:

$$DRI_j = [d_1, d_2, d_3, d_4, d_5] . \quad (3.5)$$

#### 4) Рівень готовності DRL

Функція агрегації перетворює *індекс готовності DRI* у *рівень готовності DRL*:

$$f(DRI) \rightarrow DRL . \quad (3.6)$$

Повнота даних оцінюється через систему ключових показників (KPI). Кожен показник  $KPI_i$  ( $i = 1, \dots, 5$ ) (див. табл. 3.1) інтерпретується за

консервативним принципом: наявність невизначеності або інформаційних обмежень автоматично призводить до зниження рівня готовності даних.

Таблиця 3.1 відображає взаємозв'язок між рівнями готовності до прийняття рішень (DRL) та п'ятьма ключовими вимірами індексу готовності даних (DRI), що формують основу оцінювання інформаційного середовища.

Таблиця 3.1 – Виміри індексу готовності до прийняття рішень DRI відповідно до DRL (джерело: власна розробка)

Рівень DRL <sub>i</sub>	П'ять вимірів індексу готовності до прийняття рішень (DRI <sub>j</sub> )				
	Повнота даних {1}	Ідентифікація попиту {2}	Спостереження за ризиками {3}	Доцільність обмежень {4}	Тимчасова стабільність {5}
0	0	Неідентифікований	Неспостережуваний	Нездійснений	Нестабільний
1	KPI <sub>1</sub>	Слабо ідентифікований	Частково спостерігається	Можливо, можливо	Слабко стабільний
2	KPI <sub>2</sub>	Помірно ідентифіковано	Спостерігається з шумом	Можливо	Помірно стабільний
3	KPI <sub>3</sub>	Визначено	Спостережуваний	Цілком можливо	Стабільний
4	KPI <sub>4</sub>	Чітко ідентифікований	Точно спостерігається	Перевірено	Висока стабільність
5	100%	Повністю ідентифікований	Повністю спостережуваний	Гарантовано здійснено	Стаціонарний

У таблиці кожному рівню DRL (від 0 до 5) відповідає якісна характеристика стану п'яти вимірів: повноти даних, ідентифікації попиту, спостережуваності ризиків, доцільності обмежень та часової стабільності. З підвищенням рівня DRL спостерігається поступове покращення всіх

характеристик — від повної невизначеності та неспостережуваності на рівні DRL-0 до повної ідентифікації, спостережуваності та стабільності на рівні DRL-5.

На нижчих рівнях (DRL-0–DRL-1) дані є неповними, попит не ідентифікований, ризики не піддаються спостереженню, а обмеження та часові залежності є нестабільними або невизначеними. Це унеможливило застосування складних аналітичних методів Об'єднання показників KPI в інтегральний індекс DRI базується на консервативному підході. Такий підхід враховує специфіку фармацевтичного сектору, у якому помилкове трактування результатів в умовах невизначеності загрожує стратегічними втратами при інвестуванні в розробки.

#### *5) Допустимість застосування машинного навчання*

Алгоритми ML застосовуються лише за умови достатності даних, відповідності DRI рівню DRL та дотриманням порогів вибірки. Основна проблема виникає при невідповідності між теоретичною базою алгоритму та практичною обмеженістю емпіричних даних [96, 101, 115].

До наслідків порушення порогів віднесемо :

- надмірне налаштування;
- порушення обмежень;
- хибні кореляції;
- нестабільність прогнозування;
- посилення алгоритмічного зміщення.

Емпіричні пороги розміру вибірки використовуються для зіставлення “набір даних ↔ клас алгоритму” та запобігають застосуванню надмірно складних моделей.

У межах фреймворку HPF було визначено принцип детермінованої відтворюваності керованих систем прийняття рішень. Згідно з ним, у будь-якій системі, що підлягає аудиту та регуляторному контролю (А), функція

оркестрації аналітичного процесу ( $O$ ) має бути детермінованою щодо своїх вхідних параметрів.

Принцип детермінованої відтворюваності надає можливість забезпечувати повну реконструкцію логіки прийнятого рішення. Це означає, що для будь-якої керованої системи прийняття рішень функція оркестрації  $O$  повинна бути детермінованою відносно своїх входів, тобто задовольняти:

$$\forall t_1, t_2: O(DRI, D, t_1) = O(DRI, D, t_2) \quad (3.7)$$

за умови однакових:

- DRI;
- набору даних  $D$ ;
- конфігурації моделі.

Цей принцип сформульовано на основі вимог реконструкції рішень, наведених в FDA 21 CFR Part 11, та EU AI Act Art. 12, а також з визначення алгоритму як детермінованої процедури [68, 87].

Використання великих мовних моделей (LLM) суперечать сформульованому принципу детермінованої відтворюваності, оскільки за однакових вхідних даних вони можуть генерувати різні вихідні результати. Подібна нелінійність суперечить вимогам до керованих систем, в яких однозначна відтворюваність результату є обов'язковою умовою.

Сформулюємо вимоги збереження обмежень:

Множина допустимих рішень  $F = \{w: Aw \leq b\}$  у керованому аналітичному конвеєрі має зберігатися на всіх етапах. Але, оскільки вихідні дані LLM не є детерміновано обмеженими цією множиною, оркестрація LLM не може гарантувати умову замкненості:

$$LLM(F) \subseteq F, \quad (3.8)$$

Це створює ризик виходу системи за межі встановлених регуляторних або фінансових обмежень.

Нормативні вимоги FDA та стаття 12 Закону ЄС про штучний інтелект зобов'язують чітко відтворювати, на підставі яких даних та яких логічних кроків було прийнято рішення. Тобто кожне управлінське рішення повинно мати прозорий і верифікований «слід» [87].

Водночас робота LLM (механізми уваги, приховані вектори, латентні стани) не є зрозумілим і формалізованим ланцюгом міркувань. Вона не дозволяє однозначно пояснити, чому саме було отримано певний результат. Це робить такі мовні моделі непридатними для використання їх як самостійного джерела управлінських рішень.

Економічна допустимість (Оптимізація  $\neq$  Прогнозування):

Оптимізація портфеля вимагає вирішення:

$$\max f(w) \text{ s.t. } g_i(w) \leq 0. \quad (3.9)$$

Ці задачі принципово різні. Оптимізація – це пошук найкращого допустимого рішення в межах заданих обмежень. Це принципово відрізняється від завдань прогнозування, які вирішують LLM :

$$\max P(y_{t+1} | y \leq t). \quad (3.10)$$

Тобто модель оцінює умовну ймовірність наступного токена, генерує найімовірніше продовження послідовності та працює в просторі текстових ймовірностей.

Сформулюємо економічну інтерпретація твердження: жодне математичне перетворення не перетворює досконалість прогнозування на правильність оптимізації.

В управлінні продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства рішення впливають на:

- розподіл ресурсів (виробничі потужності, зобов'язання щодо клінічних випробувань);
  - регуляторні зобов'язання (наприклад, угоди про постачання з органами охорони здоров'я);
  - безпеку пацієнтів та запобігання дефіциту основних ліків.
- Очікувана вартість помилки оркестрації LLM становить:

$$E[\text{Вартість}] = P(\text{error}) \times \text{Impact}, \quad (3.11)$$

де  $P(\text{error}) > 0$  для LLM, а  $\text{Impact}$  включає регуляторні штрафи, шкоду для пацієнтів та перебої з постачанням.

Якщо існують детерміновані альтернативи, для яких

$$P(\text{error}) = 0, \quad (3.12)$$

тоді економічна раціональність забороняє використання LLM для оркестрації.

Тому справедливо, що висока якість прогнозування  $\neq$  економічна коректність розподілу ресурсів. Саме це і становить зміст принципу економічної допустимості у фреймворку HPF.

Таким чином, фреймворк HPF запроваджує механізм, який розмежовує:

- інформаційну готовність (DRI);
- рівень допустимості методів (DRL);
- допустимі класи оптимізаційних стратегій.
- Це забезпечує:
  - відповідність складності алгоритмів якості даних;
  - збереження обмежень множини допустимості;
  - контроль ризику помилки в умовах часткової спостережуваності;
  - узгодженість методології з економічною відповідальністю.

Отже, HPF не просто підвищує якість прогнозування, а формує систему економічної фільтрації рішень, яка запобігає використанню методів, неадекватних рівню інформаційної готовності.

### 3.2. Інтеграція DRI/DRL із фреймворком HPF

У фреймворку HPF порогові значення розміру вибірки формально обмежують вибір алгоритмів і не дозволяють застосовувати складні моделі за недостатності даних, створюючи систематичне відображення (рис.3.1).

#### 1) Виміри DRI (формальні визначення)

Векторна форма індексу готовності до прийняття рішень  $DRI_j$  представлена формулою (3.5).

Розглянемо п'ять використовуваних у фреймворку HPF вимірів індексу готовності до прийняття рішень.



Рисунок 3.1 – Інтеграція з фреймворком HPF-DRI/DRL (джерело: власна розробка)

$DRI_1$  – повнота та охоплення даних:

$$d_1 = \min \left( f_{coverage} \left( \frac{V_{obs}}{V_{red}} \right), f_{size} (n, n_{min}^{ML}), f_{missing} (miss, \phi) \right), \quad (3.11)$$

$$d_1 = \text{ord} (c_1; \theta_{1;5}^{(1)}), \quad (3.13)$$

де  $d_1$  – вимір 1 (повнота та охоплення даних);

$V_{obs}$  – кількість спостережуваних змінних;

$V_{red}$  – кількість змінних, необхідних для економічного висновку;

$n$  – доступний розмір вибірки;

$n_{min}^{ML}$  – мінімальний розмір вибірки для алгоритму;

$miss$  – частка пропусків;

$\phi$  – індикатор шаблону відсутності ( $\phi \in \{\text{MCAR}, \text{MAR}, \text{MNAR}\}$ );

$c_1$  – агрегований безперервний критерій якості для виміру 1;

$\theta_{1;5}^{(1)}$  – набір порогів для виміру 1;

$\text{ord}(\cdot)$  – оператор ординалізації.

$DRI_2$  – ідентифікація попиту:

$$d_2 = q (\lambda_{min}(X'X), \sigma^2, k(D), \tau_{stability}), \quad (3.14)$$

$$d_2 = \text{ord} (c_2; \theta_{1;5}^{(2)}), \quad (3.15)$$

де  $d_2$  – вимір 2 (ідентифікація попиту);

$\lambda_{min}(X'X)$ , – мінімальне власне значення матриці проектування (виявлення мультиколінеарності);

$\sigma^2$  – дисперсія сили інструменту (F-статистика для причинно-наслідкової ідентифікації);

$k(D)$  – число умов оцінок еластичності попиту;

$\tau_{stability}$  – коефіцієнт часової стабільності відносин попиту.

$DRI_3$  – спостережуваність ризику:

$$d_3 = h(P(\text{observe} | \text{fail}), k_{\text{tail}}, n_{\text{failures}}, \sigma_{\text{censoring}}), \quad (3.16)$$

$$d_3 = \text{ord}(f_j; \theta_{1:5}^{(3)}),$$

де  $d_3$  – вимір 3, спостережуваність ризику;

$P(\text{observe} | \text{fail})$  – ймовірність спостереження подій відмови;

$k_{\text{tail}}$  – надлишковий ексцес розподілу дохідності (міра хвостового ризику);

$n_{\text{failures}}$  – кількість спостережуваних подій збоїв в історичних даних;

$\sigma_{\text{censoring}}$  – ступінь правої цензури в результатних даних.

$DRI_4$  – доцільність обмежень:

$$d_4 = \phi\left(\frac{C_{\text{known}}}{C_{\text{total}}}, \sigma_{\text{budget}}^2, \Gamma_{\text{regulatory}}, \delta_{\text{access}}\right), \quad (3.17)$$

$$d_4 = \text{ord}(cs_j; \theta_{1:5}^{(4)}), \quad (3.18)$$

де  $d_4$  – вимір 4, доцільність обмежень;

$\frac{C_{\text{known}}}{C_{\text{total}}}$  – відношення заданих до необхідних обмежень

$\sigma_{\text{budget}}^2$  – дисперсія невизначеності бюджету (коефіцієнт варіації)

$\Gamma_{\text{regulatory}}$  – індекс ясності регуляторного шляху (шкала від 1 до 5)

$\delta_{\text{access}}$  – коефіцієнт невизначеності доступу до ринку

$DRI_5$  – часова стабільність:

$$d_5 = \psi(T_{\text{regime}}, n_{\text{breaks}}, \theta_{\text{drift}}, \rho_{\text{autocorr}}), \quad (3.19)$$

$$d_{5j} = 5 - \text{ord}(u_j; \theta_{1:5}^{(5)}), \quad (3.20)$$

де  $d_5$  – вимір 5, часова стабільність;

$T_{\text{regime}}$  – середня тривалість режиму в роках

$n_{breaks}$  – кількість виявлених структурних пошкоджень (за останні 10 років)

$\theta_{drift}$  – річна швидкість дрейфу параметрів

$\rho_{autocorr}$  – автокореляція залишків (індикатор неправильної специфікації моделі)

2) Ієрархія рівнів готовності  $DRL_i$  (0–5)

$DRL_i$  формує наступну ієрархічну структуру допустимості:

–  $DRL_0$ . Недостатньо даних ( $N < 50$  або критичні дефекти якості).

ML заборонене;

–  $DRL_1$  ( $50 \leq N < 250$ , дозволені лише лінійні моделі);

–  $DRL_2$  ( $250 \leq N < 1000$ , дозволені ансамблеві дерева (Random Forest));

–  $DRL_3$  ( $1000 \leq N < 5000$ , допустимі XGBoost, AdaBoost, SVM);

–  $DRL_4$  ( $5000 \leq N < 20\,000$ , допустимі нейронні мережі);

–  $DRL_5$  ( $N \geq 20\,000$ , допустимі трансформерні та мультимодальні архітектури).

Розмір вибірки  $N$  виступає модератором: навіть за високих значень усіх вимірів, DRL знижується, якщо  $N$  нижче мінімального порогу для відповідного класу алгоритмів.

На основі емпіричного аналізу, проведеного науковцями Vabalas A., Gowen E. та іншими в [96], для досягнення стабільності AUC (в межах 0,02 від AUC повного набору даних) необхідні розміри вибірки, що наведені у табл. 3.2-3.6.

Ці пороги є частиною оцінки  $d_j$ . Таким чином, показник  $d_j$  інтегрує не лише формальні характеристики якості даних, але й емпірично підтвержені вимоги до обсягу вибірки, що забезпечують статистичну надійність моделей. Це дозволяє інтерпретувати розмір вибірки як обмежувальний фактор допустимої складності алгоритмів.

Таблиця 3.2 – Вимоги до розміру емпіричної вибірки для стабільності AUC (джерело: [96, 101])

Алгоритм машинного навчання	Медіана	Діапазон	Події/Змінна
Логістична регресія	696	204 – 6798	~11
Випадковий ліс	3404	250 – 140 499	~231
XGBoost	9 960	960 – 65 556	~205
Нейронні мережі	12 298	1 824 – 180 835	~342

Таблиця 3.3 – Критерії оцінювання (джерело: власна розробка)

Оцінка	Стан
5	Сильні інструменти ( $F > 10$ ), стабільні криві попиту, відсутність структурних зривів протягом 5+ років
4	Адекватні інструменти ( $F > 5$ ), оцінки еластичності збігаються, незначний вплив цінового регулювання
3	Доступні слабкі інструменти, помірна мультиколінеарність ( $VIF < 10$ ), регульоване ціноутворення
2	Дуже слабкі інструменти, висока мультиколінеарність ( $VIF \geq 10$ ), попит, опосередкований формулярами
1	Немає дійсних інструментів, попит принципово невизначений, домінує контроль над цінами

### DRІ<sub>3</sub>. Спостережуваність ризику

Коли невдачі цензуються або недостатньо повідомляються, ризик зниження неможливо достовірно кількісно визначити, що обмежує допустимість стратегій оптимізації з урахуванням ризиків.

Таблиця 3.4 – Критерії оцінювання (джерело: власна розробка)

Оцінка	Стан
5	Повне звітування про відмови ( $\geq 95\%$ ), $n_{failures} \geq 30$ , оцінка хвостового розподілу
4	$\geq 80\%$ видимості збоїв, 20–30 подій, помірне цензурування, що може виправлятися
3	$\geq 60\%$ видимості відмов, 10–20 подій, застосовується аналіз виживання
2	$\geq 40\%$ видимості, 5–10 подій, підозра на значну упередженість у звітності
1	$< 40\%$ видимості, $< 5$ спостережуваних невдач, серйозна систематична помилка виживання

DRI<sub>4</sub>. Доцільність обмежень

Таблиця 3.5 – Критерії оцінювання (джерело: власна розробка)

Оцінка	Стан
5	Усі обмеження вказані (100%), бюджетний коефіцієнт варіативності $< 5\%$ , чіткий регуляторний шлях
4	$\geq 90\%$ обмежень відомі, бюджетний коефіцієнт варіативності $< 15\%$ , встановлений регуляторний прецедент
3	обмеження $\geq 75\%$ , бюджетний коефіцієнт варіативності $< 25\%$ , наявні нормативні вказівки
2	обмеження $\geq 50\%$ , висока невизначеність бюджету ( $CV \geq 25\%$ ) зміни в нормативних актах
1	$< 50\%$ обмежень відомі, бюджет непередбачуваний, нова регуляторна територія

Цей вимір оцінює чіткість та стабільність обмежень, таких як бюджети, регуляторні вимоги та правила доступу до ринку. Неоднозначність обмежень безпосередньо підриває доцільність оптимізації, що узгоджується з результатами дослідження чутливості оптимізації (Ben-Tal et al., 2009). У фармацевтичному контексті обмеження включають бюджети на дослідження та розробки, регуляторні шляхи, патентні обриви та вимоги до відшкодування [31-33].

#### DRI<sub>5</sub>. Часова стабільність

Цей вимір охоплює стійкість режиму, структурні зриви та дрейф параметрів. Масштабні дослідження оптимізації портфеля показують, що нестабільність суттєво знижує надійність рішень навіть за умови складного моделювання [35, 114]. Фармацевтичні ринки зазнають структурних зривів через закінчення терміну дії патентів, появу біосимілярів та зміни політики.

Таблиця 3.6 – Критерії оцінювання (джерело: власна розробка)

Оцінка	Стан
5	Без перерв протягом 10 років, дрейф < 2%/рік, стабільна структура автокореляції
4	≤1 перерва за 10 років, дрейф < 5%/рік, передбачувані зміни режиму
3	2–3 перерви за 10 років, дрейф < 10%/рік, моделі перемикавання режимів життєздатні
2	4–5 перерв, високий дрейф параметрів (≥10%/рік), необхідні короткі горизонти прогнозування
1	>5 перерв, структурна нестабільність, історичні дані ненадійні для прогнозування

Агрегація в DRL. Функція HPF (Holistic Portfolio Framework) об'єднує п'ять вимірів DRI у скалярний рівень готовності даних (DRL) за допомогою консервативного зваженого мінімуму. Така структура відображає

асиметричну вартість помилок рішень у фармацевтичних портфелях: переоцінка готовності призводить до ненадійних рішень, тоді як недооцінка готовності призводить лише до затримок, але обґрунтованих рішень:

$$DRL = [\alpha \cdot (d_1, \dots, d_5) + (1 - \alpha) \cdot \underline{d}], \quad (3.21)$$

де  $\alpha = 0.7$  – консервативне зважування в бік найслабшого виміру;

$$\underline{d} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 d_i - \text{середнє арифметичне вимірів};$$

$[\cdot]$  – функція округлення вниз для консервативного присвоєння.

Для конкретних випадків використання HPF підтримує альтернативні правила агрегації:

Суворий мінімум (найконсервативніший):

$$DRL_{strict} = \min(d_1, \dots, d_5). \quad (3.22)$$

Гармонійне зважене:

$$DRL_{harmonic} = \frac{5}{\sum_{i=1}^5 \frac{w_i}{d_i}} (d_1, \dots, d_5). \quad (3.23)$$

Принцип найслабшого виміру:

$$= DRL_j = d_{kj}, \quad (3.24)$$

$$k^* = \arg d_{kj}. \quad (3.25)$$

Жодне покращення інших вимірів не компенсує критичний провал одного. Кожен рівень DRL дозволяє використовувати конкретні стратегії оптимізації портфеля, починаючи від якісної оцінки на DRL 0–1 і закінчуючи розширеною оптимізацією на основі машинного навчання на DRL 4–5. Така

кореляція забезпечує відповідність аналітичного інструментарію реальній якості вхідної інформації.

3.3. Моделі використання машинного навчання та генеративного ШІ в системі керованої оптимізації продуктивних портфельних фармацевтичних підприємств

Система керованої оптимізації продуктивного портфеля фармацевтичного підприємства HPF виходить із фундаментального положення, що застосування алгоритмів машинного навчання не є універсально допустимим і не може розглядатися як автоматично обґрунтоване лише на підставі їх теоретичної ефективності. Умовою використання ML виступає відповідність рівня алгоритмічної складності фактичному стану інформаційного середовища.

Фармацевтичний бізнес функціонує в умовах обмеженої спостережуваності, дефіциту історичних даних, високої варіативності результатів клінічних випробувань та структурної невизначеності ринку. За таких умов виникає системна суперечність між широкою теоретичною застосовністю методів машинного навчання та практичними обмеженнями доступних навчальних вибірок. Саме ця суперечність становить центральну проблему алгоритмічної допустимості. У межах HPF вона вирішується через формалізований механізм DRI/DRL.

Як було сказано раніше, характеристики даних, зведені у п'ять вимірів індексу готовності DRI (повнота, ідентифікація, спостережуваність ризиків, доцільність обмежень, часова стабільність), трансформуються у рівень готовності до прийняття рішень:

$$DRL_j = d_j . \quad (3.26)$$

Таким чином, принцип економічної обережності формалізується через правило мінімального виміру.

На основі емпірично встановлених порогових значень розміру вибірки формується систематичне відображення: характеристики даних (DRI) → рівень готовності (DRL) → допустимі алгоритмічні стратегії.

Це означає, що вибір алгоритму відбувається не з позиції максимізації теоретичної точності, а з позиції статистичної життєздатності та економічної обґрунтованості.

Алгоритмічна допустимість як функція розміру вибірки.

Емпіричні дослідження, проведені в [96, 101] демонструють, що кожен клас алгоритмів має мінімальні, рекомендовані та плато-порогові значення розміру вибірки. Нижче мінімальних меж відбувається систематичне перенавчання, нестабільність меж прийняття рішень та хибна впевненість у прогнозах.

У фармацевтичному контексті це має особливо критичні наслідки:

- переоцінка ймовірності клінічного успіху;
- нестійкі оцінки кореляцій ризику;
- порушення бюджетних та регуляторних обмежень;
- систематичне зміщення портфеля у бік історично успішних, але

не обов'язково релевантних активів.

Застосування складних алгоритмів за недостатньої вибірки створює ілюзію аналітичної строгості, не підвищуючи реальної якості управлінських рішень [69, 115]. Для запобігання цьому у фреймворку HPF реалізовано механізм алгоритмічного стробування. Система автоматично обмежує доступ до складних моделей, якщо обсяг даних не досягає встановлених мінімальних порогів. Натомість вибірки, що відповідають рекомендованим параметрам, дозволяють розблокувати використання ансамблевих методів та нейронних мереж. Отже, алгоритмічна складність стає функцією інформаційної готовності.

Принцип керованої алгоритмічної допустимості означає, що:

- машинне навчання не є первинним інструментом прийняття рішення;
- воно використовується лише за підтвердженої статистичної достатності;
- його результати інтегруються у подальшу оптимізацію з урахуванням рівня DRL;
- остаточне рішення залишається за людиною.

В HPF допустимість ML не є бінарною категорією («можна / не можна»), а має градуйований характер. Різні рівні DRL дозволяють різні стратегії – від якісного аналізу (DRL 0–1) до повноцінної інтеграції прогнозів ML з оптимізацією середньої дисперсії або CVaR (DRL 4 – DRL 5). Такий підхід запобігає використанню методологічно складних алгоритмів у невідповідних умовах. Машинне навчання розглядається як інструмент оцінювання параметрів (прогноз ймовірності успіху, очікуваної дохідності, ризику тощо), тоді як (GenAI) позбавлений функцій автономного формування портфельного розподілу.

Генеративний ШІ може використовуватися для формування сценаріїв, аналізу текстових документів, пояснення результатів, підготовки аналітичних звітів, але не для визначення остаточних ваг портфеля. Це обмеження відповідає принципу людського контролю та нормативним вимогам регульованого середовища.

Система керованої оптимізації портфеля HPF передбачає суворий розподіл аналітичних функцій між:

- детермінованою логікою;
- класичним машинним навчанням (ML);
- генеративним штучним інтелектом (GenAI);
- остаточним людським рішенням.

Ключовим принципом є те, що допустимість застосування алгоритмів машинного навчання не є універсальною, а визначається рівнем готовності даних, формалізованим через DRI та DRL. Емпірично встановлені порогові значення розміру вибірки параметризують механізм вибору алгоритмів у межах HPF-DRI-DRL, формуючи наступні відображення: характеристики даних (DRI) → рівень готовності (DRL) → допустимі стратегії оптимізації.

Економічна інтерпретація принципу керованої алгоритмічної допустимості.

Принцип керованої алгоритмічної допустимості трансформує підхід до використання ML з алгоритмоцентричного на дата-центричний. Вибір моделі більше не визначається її максимальною прогнозною силою у загальному випадку, а її статистичною релевантністю для конкретного набору фармацевтичних даних. Таким чином:

1. ML інтегрується в систему як регульований компонент.
2. DRL виконує функцію економічного фільтра.
3. Складність методів масштабується разом із якістю даних.
4. Інформаційна недостатність автоматично обмежує допустимість оптимізації.

У системі HPF операціоналізація принципу керованої алгоритмічної допустимості здійснюється через побудову дерев рішень вибору алгоритмів машинного навчання залежно від обсягу доступних даних.

Обсяг вибірки виступає ключовим параметром, що безпосередньо впливає на рівень DRL і, відповідно, на допустимість використання певних класів моделей. Емпірично встановлені мінімальні, рекомендовані та плато-порогові значення розміру вибірки для різних алгоритмів дозволяють перетворити статистичні межі збіжності у формалізовані управлінські правила. Таким чином, вибір алгоритму у HPF здійснюється не як інтелектуальний вибір дослідника, а як функція обсягу та якості інформаційного середовища.

Дерева рішень для задач класифікації. До задач класифікації у фармацевтичному портфелі належать:

- прогноз успіху/невдачі клінічних випробувань;
- категоризація активів за рівнем ризику;
- визначення придатності до партнерства;
- класифікація часу виходу на ринок.

Для цих задач у HRF використовується наступна ієрархія допустимості  $N < 204$ .

За обсягу вибірки менше 204 спостережень машинне навчання визнається статистично нежиттєздатним. У такому випадку допустимими є лише:

1. Експертна оцінка.
2. Евристичні правила.
3. Сценарне моделювання без алгоритмічного навчання.

Будь-яка класифікаційна модель за такого обсягу створює високий ризик перенавчання та хибної впевненості.

$$204 \leq N < 250.$$

У цьому діапазоні допустимою є виключно логістична регресія. Її відносно низький мінімальний поріг вибірки та інтерпретованість межі прийняття рішень роблять її єдиною статистично обґрунтованою альтернативою.

$$250 \leq N < 960.$$

Діапазон відкриває можливість застосування Random Forest. Перевагою є здатність моделювати нелінійні взаємодії ознак при помірних вимогах до вибірки. Логістична регресія залишається допустимою як більш проста альтернатива.

$$960 \leq N < 1824.$$

З'являється допустимість XGBoost або інших градієнтних ансамблів. У цьому діапазоні модель вже має достатню статистичну підтримку для стабільної оцінки складніших нелінійних структур.

$$N \geq 1824.$$

Лише при досягненні цієї межі стає допустимим використання нейронних мереж для класифікації, особливо за високої розмірності простору ознак. Досягнення цього порогу означає, що інформаційне середовище здатне підтримати складну параметризацію моделі.

Дерева рішень для задач регресії. Регресійні задачі у фармацевтичному портфелі охоплюють:

- прогноз чистої поточної вартості (NPV);
- оцінку витрат на розробку;
- прогноз пікових продажів;
- оцінку часу до виходу на ринок.

$$N < 50 \text{ або } N < 10 \times \text{кількість ознак}$$

Машинне навчання визнається статистично недопустимим.

Використовуються лише:

- експертні оцінки;
- детерміновані фінансові розрахунки;
- сценарні підходи.

$$50 \leq N < 250.$$

Допустимою є лише лінійна регресія (з можливим застосуванням регуляризації Ridge або Lasso). Евристика « $10 \times$ кількість ознак» гарантує мінімальну стабільність оцінки параметрів.

$$250 \leq N < 3404.$$

Стає допустимим використання Random Forest Regression, що дозволяє враховувати нелінійність і взаємодії між змінними.

$$N \geq 3404.$$

Допустимим стає градієнтне бустування (XGBoost) як метод максимальної прогностичної продуктивності, за умови дотримання процедур валідації.

Дерева рішень для задач часових рядів. Задачі прогнозування часових рядів є критично важливими для:

- прогнозу доходів;
- моделювання патентного обриву;
- прогнозу конкурентного входу;
- аналізу динаміки попиту.

$N < 100$  спостережень

Розширене прогнозування визнається нежиттєздатним. Допустимі лише прості методи:

- експоненціальне згладжування;
- ковзні середні.

$100 \leq N < 540$ .

Допустимим є Prophet із підвищеною обережністю та широкими довірчими інтервалами.

$540 \leq N < 1000$ .

Можливе стабільне використання Prophet або сезонної ARIMA.

$N \geq 1000$ .

Стають допустимими нейронні моделі часових рядів (LSTM), особливо за складної нестационарної динаміки.

Багатоцільова оптимізація портфеля. У задачах балансування доходності, ризику та стратегічної відповідності застосовується окреме дерево допустимості.

$N < 250$ .

Використовується виключно класична оптимізація (лінійне або квадратичне програмування) з параметрами, отриманими не через ML.

$250 \leq N < 1000$ .

ML використовується для прогнозу параметрів (дохідність, ризик), після чого застосовується класична оптимізація (наприклад, MVO)/

$$1000 \leq N < 5000.$$

Допустимі багатовихідні моделі градієнтного бустування для одночасного прогнозування кількох цілей.

$$N \geq 5000.$$

Можлива наскрізна диференційована оптимізація та складні ансамблеві підходи.

Узагальнююча інтерпретація. Дерева рішень вибору алгоритмів виконують у HPF функцію алгоритмічного фільтра. Вони забезпечують:

- автоматичне обмеження надмірної складності;
- масштабування методології разом із ростом інформаційної бази;
- запобігання перенавчанню;
- узгодження статистичної достатності з економічною відповідальністю.

Наведена ієрархія допустимості задач у HPF демонструє, що, алгоритмічний вибір перестає бути технічною перевагою дослідника і стає формалізованою процедурою, інтегрованою в систему DRL. Це гарантує, що кожна стратегія оптимізації має статистичну підтримку, адекватну рівню інформаційної готовності продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

Картування рівнів DRL на стратегії оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

Після формування індексу готовності DRI та визначення рівня готовності до прийняття рішень DRL виникає ключове методологічне завдання – встановлення допустимого класу стратегій оптимізації для кожного рівня інформаційної надійності. У системі HPF це реалізується через формалізоване картування: DRL  $\rightarrow$  допустимі стратегії оптимізації.

В контексті фреймворку HPF та індексів DRI/DRL, картування рівнів це регуляторний фільтр, процес встановлення відповідності між якістю вхідних даних та допустимою складністю аналітичних методів. У межах HPF кожен рівень DRL визначає допустимий горизонт кількісної формалізації та ступінь інтеграції машинного навчання.

$DRL_0 - DRL_1$ . Якісні та дослідницькі методи

За мінімальної інформаційної готовності ( $DRL_0 - DRL_1$ ) кількісна оптимізація визнається економічно недопустимою. Інформаційне середовище не забезпечує достатньої спостережуваності параметрів попиту, ризику чи обмежень, а тому будь-яка числова оптимізація створює хибну впевненість.

Допустимими є лише:

- експертні процедури (включно з методом Дельфі);
- стратегічні огляди портфеля;
- планування сценаріїв із наративними описами;
- дерева рішень із суб'єктивними ймовірностями (для аналітичного мислення, але не для автоматизованого розподілу ресурсів).

На цьому рівні HPF виконує функцію структурованої підтримки стратегічного аналізу без числової оптимізації.

$DRL_2$ . Оптимізація на основі правил.

На базовому рівні готовності стає можливим застосування детермінованих методів ранжування та правил прийняття рішень, однак без повноцінної стохастичної оптимізації.

Допустимими є:

- скоригована на ризик чиста поточна вартість (rNPV);
- матриці багатокритеріального оцінювання;
- евристики диверсифікації за терапевтичною областю або фазою розробки;
- ранжування альтернатив за визначеними показниками.

Ключовою особливістю цього рівня є відсутність складної параметричної оцінки ризику та кореляцій. Рішення ґрунтуються на структурованих правилах, але не на статистично оцінених розподілах.

DRL<sub>3</sub>. Робастна та стохастична оптимізація з урахуванням невизначеності

Проміжний рівень готовності дозволяє перехід до кількісної оптимізації, але лише за умови явного врахування невизначеності.

Допустимими є:

- робастна оптимізація з множинами невизначеності параметрів;
- моделювання методом Монте-Карло [50,51];
- середньо-дисперсійна оптимізація з інтервалами параметрів;
- мінімакс жалю;
- стохастичне програмування на основі сценаріїв.

Принциповою вимогою є відмова від точкових оцінок як єдиної основи оптимізації. Будь-який параметр (дохідність, ризик, попит) повинен враховувати межі варіації або сценарну невизначеність.

Таким чином, оптимізація на цьому рівні вже допускається, але вона є захисною та обмеженою.

DRL<sub>4</sub>. Інтеграція машинного навчання з класичною оптимізацією

На розширеному рівні готовності інформаційне середовище дозволяє використання прогнозів машинного навчання як вхідних параметрів для класичних оптимізаційних моделей [33, 50, 51].

Допустимими є:

- моделі навчання з учителем для прогнозування ймовірності успіху та дохідності;
- оптимізація середньої дисперсії (Markowitz);
- модель Black–Litterman;
- оптимізація CVaR;
- підхід паритету ризику;
- факторні моделі.

На цьому рівні ML не замінює оптимізацію, а виконує функцію оцінювання параметрів. Оптимізаційна процедура залишається контрольованою та прозорою, а всі моделі проходять процедури перехресної перевірки та тестування на історичних даних.

Складніші методи (глибоке reinforcement learning, складні ансамблі без валідації) залишаються обмеженими.

DRL<sub>5</sub>. Розширена динамічна оптимізація

Найвищий рівень готовності означає, що всі виміри DRI знаходяться на стабільно високому рівні, а інформаційне середовище здатне підтримувати складні багатоетапні моделі [60, 64, 66].

Допустимими стають: ансамблеві методи машинного навчання зі стекуванням; оцінка реальних опціонів; динамічне програмування; навчання з підкріпленням; багатостадійна стохастична оптимізація; баєсівська оптимізація портфеля.

На цьому рівні допускається повний спектр сучасних інструментів за умови належної валідації та аудиту.

Методологічне значення картування DRL → стратегії.

Запропоноване картування виконує три ключові функції:

1. Обмежувальну – запобігає застосуванню складних методів за недостатньої інформаційної підтримки.
2. Масштабувальну – дозволяє еволюцію інструментарію разом із зростанням якості даних.
3. Стабілізаційну – знижує ризик портфельних рішень, що ґрунтуються на нестійких оцінках.

Таким чином, рівень DRL виступає не лише діагностичною характеристикою даних, а й регулятором допустимої складності оптимізаційної процедури.

У підсумку HPF забезпечує системну відповідність між:

- якістю інформації;
- складністю аналітичного інструментарію;

– ступенем автоматизації рішення.

Саме ця відповідність гарантує, що портфельна оптимізація у фармацевтичному бізнесі залишається економічно обґрунтованою за будь-якого рівня інформаційної зрілості середовища [23, 69]. Агрегація груп портфеля за рівнями готовності DRL.

Однією з принципових відмінностей HPF від класичних підходів до портфельної оптимізації є відмова від глобальної одноетапної оптимізації всіх об'єктів портфеля в межах єдиної задачі. Натомість у системі впроваджується ієрархічна композиція рішень, заснована на рівні інформаційної готовності кожного об'єкта.

Після обчислення індексу DRI та визначення рівня готовності до прийняття рішень  $DRL_j$  для кожного об'єкта  $j$ , множина активів портфеля розбивається на підмножини за рівнями готовності:

$$P(l) = \{j : DRL_j = l\}, l \in \{0, \dots, 5\}. \quad (3.27)$$

Таким чином, портфель структурно декомпонується на групи з однорідним рівнем інформаційної надійності.

Внутрішньогрупова оптимізація.

У межах кожної групи  $P^{(l)}$  виконується допустима для відповідного рівня  $l$  оптимізаційна процедура. Результатом внутрішньогрупової оптимізації є набір ваг:

$$w_j^{(l)}, j \in P^{(l)}. \quad (3.28)$$

Ці ваги відображають локально оптимальну структуру портфеля в межах групи з фіксованим рівнем інформаційної готовності.

Принципово важливо, що оптимізація в різних групах може здійснюватися різними методами – від евристичних правил ( $DRL_2$ ) до машинного навчання з класичною оптимізацією ( $DRL_4$ ,  $DRL_5$ ). Це означає,

що структура портфеля формується багаторівнево, а не через одномоментну агрегацію всіх активів.

Міжгрупова інтеграція та коефіцієнти довіри.

Після отримання внутрішньогрупових ваг постає задача їх агрегування у фінальну конфігурацію портфеля. На цьому етапі вводиться механізм міжгрупових коефіцієнтів довіри:

$$\lambda_l \geq 0, \sum \lambda_l = 1. \quad (3.29)$$

Коефіцієнти  $\lambda_l$  відображають допустимий рівень впливу рішень, прийнятих на відповідному рівні готовності, на фінальну структуру портфеля. Інтерпретаційно вони виконують функцію регулятора інформаційного ризику:

- для низьких рівнів DRL (0–1) коефіцієнти можуть бути мінімальними або нульовими;
- для середніх рівнів (2–3) – обмеженими;
- для високих рівнів (4–5) – такими, що допускають більший внесок у фінальну структуру.

Таким чином, навіть якщо об'єкт із низьким DRL має високу локальну очікувану дохідність, його вплив на фінальний портфель обмежується через механізм довіри [96, 97].

Формування фінальних ваг. Фінальна ненормована вага кожного об'єкта визначається як добуток внутрішньогрупової ваги та коефіцієнта довіри відповідного рівня:

$$\underline{w}_j = \lambda_{DRL_j} \cdot w_j^{DRL_j}. \quad (3.30)$$

Після цього здійснюється нормування для забезпечення коректної портфельної інтерпретації:

$$w_j^{final} = \frac{w_j}{\sum_m w_m} . \quad (3.31)$$

Таким чином портфель є ієрархічною композицією рішень різної інформаційної надійності. Отримані  $w_j^{final}$  формують остаточну структуру портфеля.

Методологічна інтерпретація ієрархічної композиції.

Запропонована процедура принципово відрізняється від традиційної глобальної оптимізації, де всі активи зводяться в одну задачу максимізації цільової функції [74]. У класичній постановці економічна привабливість активу визначається виключно його внеском у цільову функцію (очікувана дохідність, ризик тощо), без урахування рівня інформаційної надійності [23, 84].

8. Межа оптимізації та людське рішення.

Ефективна межа:

$$E = \{w: \nexists w' \in E[\pi(w')] \wedge Var[\pi(w')] \leq Var[\pi(w)]\} . \quad (3.32)$$

Система визначає:

$$w^* \in E \quad (3.33)$$

Артефакт, готовий до прийняття рішення:

$$w^* \in \mathbb{R}^n \quad (3.34)$$

супроводжується:

- станом активних обмежень;
- аналізом чутливості;
- сертифікатом здійсненності  $Aw^* \leq b$ ;
- довірчими інтервалами.

Вихід оптимізації  $w^*$  є артефактом, готовим до прийняття рішення, якщо супроводжується:

- перевіркою обмежень  $Aw^* \leq b$ ;
- аналізом чутливості;
- довірчими межами;
- станом зв'язування обмежень.

Остаточне рішення  $\hat{w}$  формується як  $\hat{w} = f_{human}(w^*, \text{контекст}, \text{судження})$ .

Таким чином, оптимізація виконує функцію підтримки прийняття рішень, але не замінює його [100].

### 9. Остаточне рішення

$$\hat{w} = f_{human}(w^*, \text{context}, \text{judgment}). \quad (3.35)$$

Оптимізація це підтримка рішення, а не його заміна.

У НРФ структура портфеля є результатом двоступеневого процесу:

1. Локальна оптимізація всередині груп з однорідною інформаційною готовністю.

2. Міжгрупове зважування за рівнем методологічної допустимості.

Це означає, що фінальна конфігурація портфеля формується не лише за критерієм економічної ефективності, а й з урахуванням ступеня обґрунтованості відповідних рішень.

Такий підхід забезпечує:

- обмеження домінування інформаційно ненадійних альтернатив;
- підвищення стійкості портфеля до параметричної помилки;
- контроль ризику зниження в умовах структурної невизначеності;
- узгодження рішень із реальними інформаційними обмеженнями

фармацевтичного бізнесу.

Ієрархічна композиція портфеля в НРФ формалізує принцип, за яким інформаційна надійність є рівноправним фактором поряд із економічною дохідністю.

Фінальна структура портфеля є не просто результатом оптимізації цільової функції, а результатом регульованого поєднання локально оптимальних рішень, зважених за рівнем їх інформаційної готовності [93].

Саме цей механізм забезпечує практичну реалізацію принципу економічної допустимості, покладеного в основу всієї архітектури HPF.

### Висновки до розділу 3

Формалізовано умови допустимого застосування машинного навчання в оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства за умов часткової спостережуваності економічних процесів. Показано, що оптимізація портфеля є не просто задачею прогнозування, а задачею обмеженої багатокритеріальної оптимізації, яка потребує контролю відтворюваності, збереження обмежень та аудиту рішень.

Обґрунтовано принцип розмежування прогнозування та оптимізації, доведено, що досконалість прогнозу не гарантує коректності оптимального рішення, оскільки оптимізація передбачає задоволення обмежень та контроль економічної здійсненності. На цій підставі встановлено формальні обмеження повної оркестрації LLM у задачах прийняття портфельних рішень.

Сформовано п'ятикомпонентну структуру індексу готовності даних (DRI), яка охоплює повноту даних, ідентифікацію попиту, спостережуваність ризиків, доцільність обмежень та часову стабільність. Для кожного виміру задано формальні критерії оцінювання, що дозволяє перейти від якісної діагностики до кількісної регуляції допустимості моделей.

Запроваджено механізм агрегування DRI у рівень готовності DRL, який виконує функцію верхньої межі допустимої аналітичної складності. Показано, що принцип мінімального виміру забезпечує економічно

консервативну інтерпретацію інформаційної достатності та запобігає переоцінці готовності даних.

Інтегровано емпірично встановлені пороги розміру вибірки в механізм вибору алгоритмів, що дозволяє формалізовано зіставляти характеристики даних із допустимими класами моделей. Доведено, що невідповідність складності алгоритму обсягу даних призводить до перенавчання, порушення обмежень та хибної точності портфельних рішень.

Розроблено ієрархічну систему картування DRL на стратегії оптимізації, що забезпечує відповідність методологічної складності рівню інформаційної готовності. Встановлено, що допустимість машинного навчання є поступовою, а не бінарною, і різні рівні готовності дозволяють різні класи оптимізаційних підходів – від якісних експертних методів до динамічної стохастичної оптимізації.

Запропоновано механізм ієрархічної агрегації портфельних рішень за рівнями DRL, у якому фінальні ваги формуються як композиція локально оптимізованих рішень, зважених коефіцієнтами інформаційної довіри. Такий підхід запобігає домінуванню економічно привабливих, але інформаційно ненадійних альтернатив.

Встановлено принцип остаточного людського контролю, відповідно до якого оптимізаційний результат є лише артефактом, готовим до прийняття рішення, але не самим рішенням. Остаточний розподіл портфеля формується після перевірки обмежень, аналізу чутливості та експертної валідації, що забезпечує відповідність нормативним вимогам та збереження управлінської відповідальності.

Результати розділу 3 висвітлено у працях автора [1, 4, 9, 11, 12, 15], наведених у Додатку Б.

## РОЗДІЛ 4

ДІАГНОСТИЧНІ МОЖЛИВОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПЛАТФОРМИ  
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ HPF-P У ФОРМУВАННІ ЕФЕКТИВНИХ  
ПРОДУКТОВИХ ПОРТФЕЛІВ ФАРМАЦЕВТИЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ

## 4.1 Архітектура платформи рішень HPF-P

Постановка архітектурної проблеми.

Проблема управління у фармацевтичних компаніях полягає не лише в пошуку оптимального розподілу ресурсів, але передусім у визначенні економічної допустимості застосування тих чи інших аналітичних методів з урахуванням якості доступної інформації.

Українські фармацевтичні фірми – «Фармак», «Дарниця», «Артеріум», «Юрія-Фарм» – керують комерційними портфелями SKU (Stock Keeping Unit, одиниця складського обліку) з 12-25 найменувань, що підлягають регуляторному контролю цін, сезонним коливанням попиту, перебоєм у постачанні, спричиненим війною, та структурним порушенням моделей споживання. Середовища даних, якими вони керують, характеризуються частковою спостережуваністю: цензуровані записи попиту, відсутні історії цін, нерегулярні звітні періоди та зміни режимів, що спростовують припущення про стаціонарність [23, 84, 88, 103].

Існуючі платформи оптимізації портфеля реагують на це середовище, розглядаючи якість даних як передумову, встановлену зовні, до використання. Користувач платформи неявно передбачає, що він підтвердив, що його дані достатні для обраного методу. HPF-P інвертує це припущення: перевірка якості даних є внутрішнім, обчислювальним кроком аналітичного конвеєра, а вибір методу оптимізації є наслідком цієї перевірки, а не введенням даних на рівні користувача.

Формально, HPF-P вирішує наступну задачу розподілу: для певного набору кандидатів на одиниці товарів (SKU) визначити оптимальний відсоток розподілу інвестиційних ресурсів між  $M \leq N$  SKU, який максимізує очікуваний дохід, одночасно задовольняючи регуляторні, інституційні та структурні обмеження портфеля, і, що критично важливо, визначає, який з кількох методів оптимізації є економічно прийнятним для кожної SKU, враховуючи інформаційний стан цієї SKU.

Архітектура конвеєра складається з восьми модулів. HPF-P реалізує діагностично-контрольований аналітичний конвеєр як послідовне восьмимодульне обчислення:

$$\text{Input}(\text{CSV} + \text{JSON}) \rightarrow \text{M1} \rightarrow \text{M2} \rightarrow \text{M3} \rightarrow \text{M4} \rightarrow \text{M5} \rightarrow \text{M5b} \rightarrow \text{M6}, \quad (4.1)$$

де кожен модуль отримує виходи всіх попередників, а переходи конвеєра  $\text{M2} \rightarrow \text{M3} \rightarrow \text{M4}$  є умовними: модулі M3 - M6 працюють виключно з SKU, які пройшли діагностичну перевірку M1 та M2.

SKU, що не проходять цей етап перевірки, переводяться у режим ABSTAIN\_HOLD, який інтерпретується як економічно обґрунтована відмова від оптимізації в умовах недостатності інформації.

Повна архітектура системи HPF-P, що показує модулі обробки з детермінованим потоком даних представлена на рис. 4.1.

Модуль M1 – утримання та перевірка даних аналізує вхідні дані часових рядів CSV та метадані JSON, перевіряє відповідність схемі, здійснює перехресні посилання на ідентифікатори SKU між обома джерелами, застосовує триетапну імпутацію для відсутніх значень (лінійна інтерполяція  $\rightarrow$  заповнення вперед  $\rightarrow$  заповнення назад) та обчислює прапорці якості для кожного SKU, включаючи коефіцієнт відсутності необроблених даних  $\rho_{\text{miss}}$ . Найважливіше, що  $\rho_{\text{miss}}$  обчислюється та записується перед імпутацією, зберігаючи справжній стан спостереження для обчислення DRI.

SKU, відсутній у CSV або метаданих, виключається з аналітичного конвеєра; жодного з джерел самого по собі недостатньо.

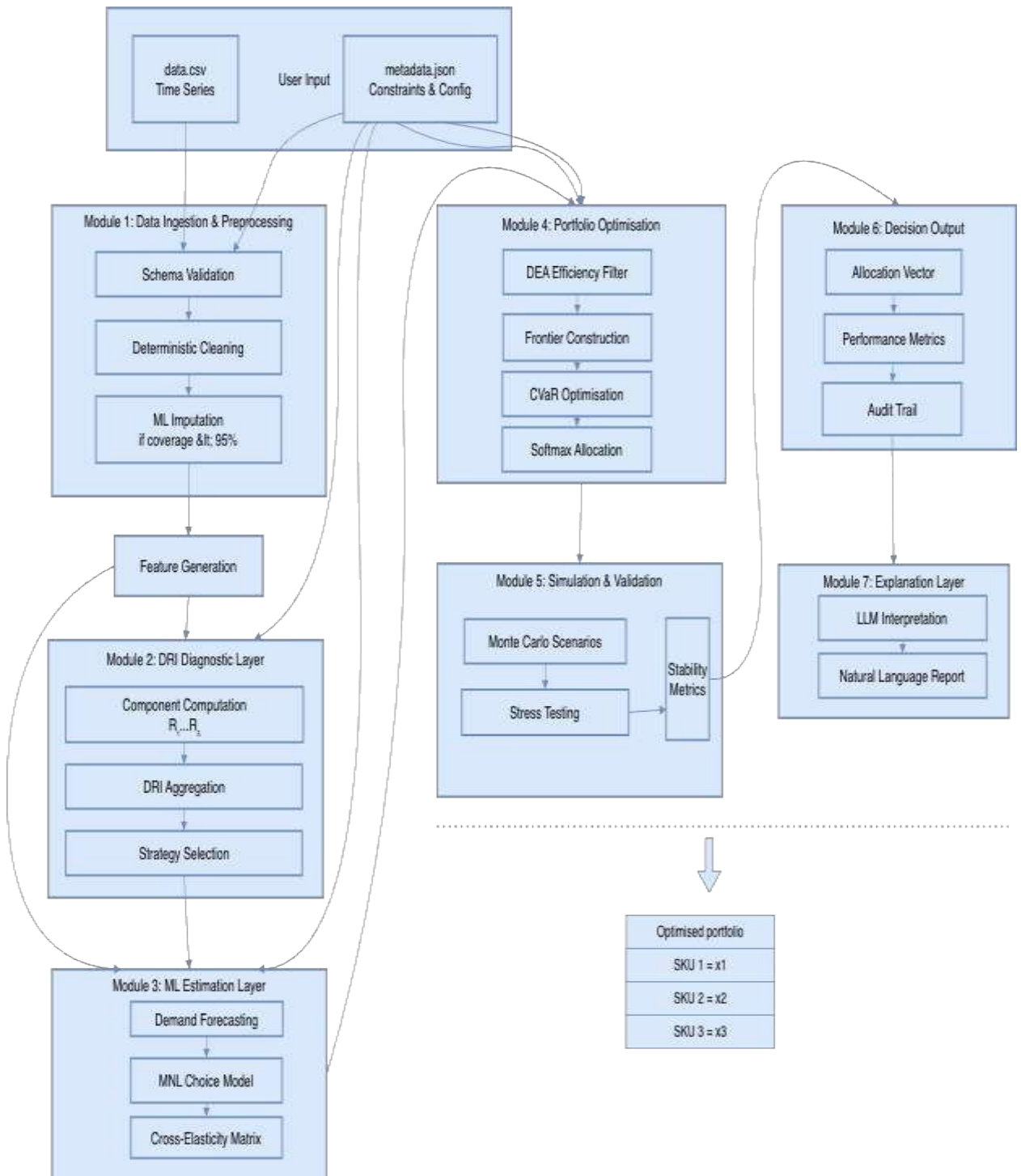


Рисунок 4.1 – Повна архітектура системи HPF-P, що показує модулі обробки з детермінованим потоком даних (джерело: власна розробка)

Модуль M2 – Обчислення DRI та призначення DRL оцінює п'ять діагностичних вимірів (від  $R_1$  до  $R_5$ ) для кожного SKU та призначає рівень готовності до прийняття рішень, який керує всіма наступними аналітичними рішеннями.

Модуль M3 – Оцінка машинного навчання (ML) відповідає моделям прогнозування попиту, доповненим Фур'є, оцінює еластичність цін за допомогою логарифмічної регресії та обчислює показники ризику для кожного SKU, поєднуючи волатильність доходу та показники ризику хвоста. Методи ML використовуються тут виключно як інструменти оцінки, а не як інструменти прийняття рішень, та обмежені умовами допустимості, отриманими з вихідних даних M2 [108, 113].

Модуль M4 – Оптимізація портфеля з кількома стратегіями генерує ваги портфеля за вісьмома різними стратегіями та вибирає емпірично найкращу стратегію за допомогою швидкої оцінки Монте-Карло (200 ітерацій на стратегію). Вибір стратегії є детермінованим та керованим даними, замінюючи апріорні методологічні зобов'язання емпіричним порівнянням ефективності за поточних умов даних.

Модуль M5 – Моделювання ризику методом Монте-Карло виконує стохастичне моделювання з 1000 ітераціями для створення показників ризику на рівні портфеля:  $VaR_{95}$ ,  $CVaR_{95}$  та статистики розподілу доходності.

Модуль M5b – Моделювання доходів часових рядів проектує 12-місячні траєкторії доходів за 500 схемами моделювання для трьох сценаріїв (історичний базовий рівень, базовий рівень з однаковою вагою, оптимізований за HPF), каліброваних до останньої спостережуваної точки доходу, з процентильними діапазонами P10/P50/P90 та комплексним набором показників економічного порівняння.

Модуль M6 – Збірка виводів об'єднує всі виводи модуля у структуровану відповідь JSON з діагностикою для кожного SKU, показниками портфеля, результатами конкуренції стратегій, таблицями економічного порівняння та описовим викладом природною мовою.

Архітектура розгортання. Платформа HPF-P реалізована як веб-орієнтована система підтримки прийняття рішень, що забезпечує взаємодію користувача з аналітичним модулем обробки даних та модулем візуалізації результатів. Платформа працює як трирівнева веб-програма, розгорнута на одному сервері Linux (Ubuntu 24 LTS).

Рівень Backend API складається з програми FastAPI (Python 3.12), що працює як сервіс systemd ( hpf-app ) на порту 8901. API надає три кінцеві точки: /api/health (перевірка працездатності), /api/sample (доставка демонстраційних даних) та /api/analyze (повне виконання конвеєра) [84, 120].

Рівень презентації Frontend складається з вбудованої сторінки WordPress, що обслуговується через плагін hpf-project. Php mu-plugin, що забезпечує інтерактивну візуалізацію на основі Chart.js, елементи керування сценаріями та попередньо визначені дані сценаріїв для п'яти профілів українських фармацевтичних компаній, що надаються через /wp-content/uploads/hpf-samples.js. Цей рівень також реалізує клієнтський механізм сценаріїв з можливостями обчислення DRI та моделювання портфеля для інтерактивного дослідження з нульовою затримкою.

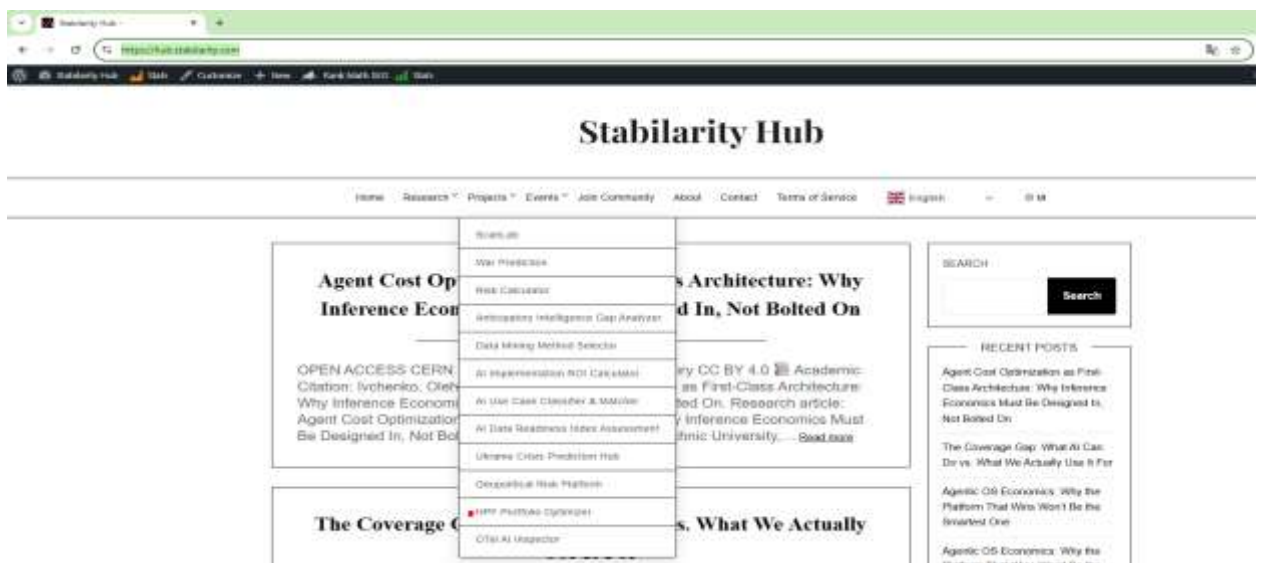


Рисунок 4.2 – Дослідницький портал hub.stabilarity.com (джерело: власна розробка)

Рівень зворотного проксі- сервера використовує Apache HTTP Server для проксі-запитів з URL-шляху /hpf/ до localhost:8901, забезпечуючи завершення TLS, реєстрацію доступу та інтеграцію з ширшим дослідницьким порталом <https://hub.stability.com/> (рис. 4.2). Така топологія дозволяє HPF-P одночасно функціонувати як дослідницький інструмент, що підтримує академічну валідацію, та демонстраційну платформу, доступну для нетехнічних зацікавлених сторін фармацевтичної галузі через стандартний веб-браузер, без необхідності встановлення програмного забезпечення чи облікових даних API.

Контракт часових рядів у форматі CSV вимагає чотирьох полів і приймає два необов'язкових поля (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Контракт вхідних даних CSV для HPF-P (джерело: власна розробка)

Колонка	Тип	Обов'язково	Опис
дата	ISO 8601	Так	Місяць спостереження
sku_id	string	Так	Унікальний ідентифікатор, що відповідає ключам метаданих
кількість	float	Так	Продані одиниці ( $\geq 0$ )
дохід	float	Так	Дохід у гривнях
ціна	float	Ні	Ціна за одиницю (отримана як дохід/кількість, якщо відсутня)
витрати_на_маркетинг	float	Ні	Витрати на рекламу

Контракт JSON з метаданими визначає повне середовище прийняття рішень: ідентифікацію компанії, валюту, модель відшкодування, правила

портфеля (межі ваги, політика утримання) та атрибути для кожного SKU, включаючи операційний статус, спостережуваність попиту, економічні параметри (валова маржа, еластичність ціни) та індивідуальні межі розподілу. Зовнішній вигляд платформи прийняття рішень HPF-P, який реалізує концепцію діагностично керованої оптимізації портфеля HPF, наведений у Додатку А.

Конвеєр валідації в M1 застосовує таку послідовність: валідація схеми (відсутність обов'язкових полів запускає HTTP 400 з діагностикою на рівні полів), перехресне посилення (продовжуються лише SKU, присутні в обох джерелах). Коефіцієнт відсутності необроблених полів перед імпутацією є критичним результатом, оскільки він враховується в обчисленні DRI.

*Обчислювальний механізм DRI*

Таблиця 4.2 – Вагові коефіцієнти вимірів DRI та економічні інтерпретації (джерело: власна розробка)

Вимір	Символ	Вага	Економічна інтерпретація
Повнота даних	P <sub>1</sub>	0,25	Спостереження за ключовими економічними змінними
Сила сигналу попиту	P <sub>2</sub>	0,25	Можливість ідентифікації реакції ринку
Спостережуваність хвостового ризику	R <sub>3</sub>	0,20	Видимість негативних наслідків
Регуляторна доцільність	P <sub>4</sub>	0,15	Інституційна стабільність та дотримання вимог
Тимчасова стабільність	P <sub>5</sub>	0,15	Збереження економічних зв'язків у часі

Індекс готовності до прийняття рішень для  $SKU_s$  визначається як:

$$\begin{aligned} \text{DRI}(s) = & w_1 \cdot R_1(s) + w_2 \cdot R_2(s) + w_3 \cdot R_3(s) + \\ & + w_4 \cdot R_4(s) + w_5 \cdot R_5(s) \end{aligned} \quad (4.2)$$

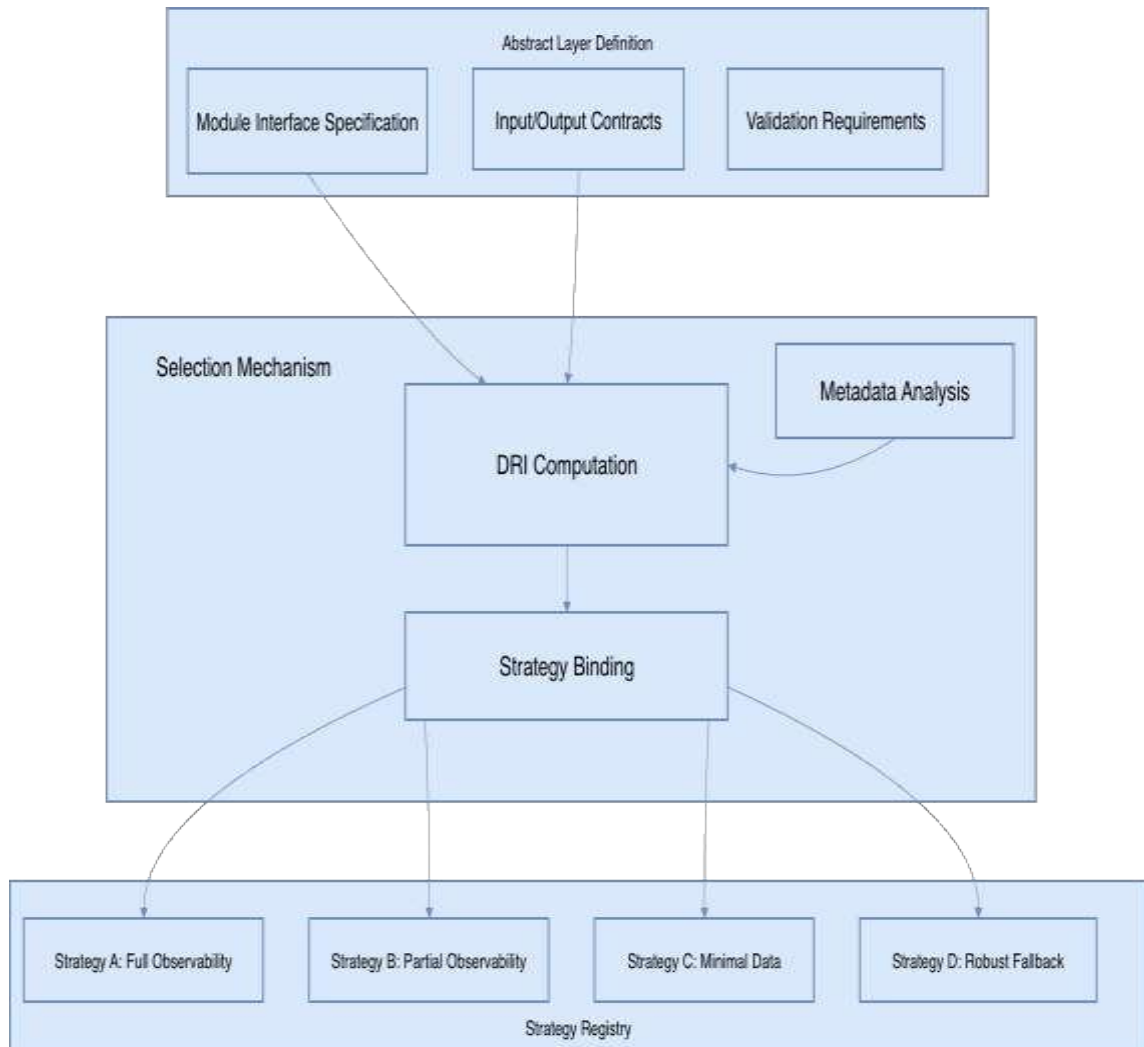


Рисунок 4.3 – Архітектура абстрактного рівня з детермінованим зв'язуванням стратегій на основі DRI та аналізу метаданих (джерело: власна розробка)

$R_1$  – повнота даних, вона приймає більш песимістичний з двох показників:

$$R_1(s) = \min(1 - \rho_{miss}(s), \text{metadata\_coverage}(s)), \quad (4.2)$$

де  $\rho_{miss}(s)$  – коефіцієнт відсутності до імпутації;

*metadata\_coverage* – *historical\_coverage\_ratio*, заявлений у метаданих JSON

Встановлення мінімуму гарантує, що ні самозвітні метадані, ні спостережена повнота самі по собі не можуть завищити оцінку повноти – це запобіжник оптимістичного самозвітування [82-84]..

$R_2$  – розмір попиту (використовує коефіцієнт варіації, скоригований за допомогою імпутації):

$$CV_{eff}(s) = CV(s) + \min(2\rho_{miss}, 1) \cdot 0,5, \quad (4.3)$$

$$R_2(s) = clip(1 - CV_{eff}(s), 0, 1). \quad (4.4)$$

$R_3$  – спостереження за хвостовим ризиком, воно використовує перетворення гіперболічного тангенса частки спостережень попиту нижче 10-го перцентиля:

$$R_3(s) = 0,5 + 0,5 \cdot \tanh\left(2 \cdot \left(1 - \tau_{frac}(s)\right)\right). \quad (4.5)$$

Таке плавне оцінювання послаблює розподіли з важкими хвостами, де ризик зниження неможливо достовірно оцінити.

$R_4$  – регуляторна та обмежувальна доцільність, що інтегрує три інституційні сигнали за допомогою скороченої суми:

$$R_4(s) = clip(obs_{map(s)} + status_{adj(s)} + reimb_{adj(s)}, 0, 1), \quad (4.6)$$

де відображення спостережуваності призначає {високий  $\rightarrow$  1. 0, середній  $\rightarrow$  0. 65, низький  $\rightarrow$  0. 35},

SKU зі статусом = "припиняється" отримують штраф 0.15, а моделі державного відшкодування отримують бонус 0. 10, що відображає прозорість цін.

$R_5$  – часова стабільність виявляє структурні розриви за допомогою тесту Чоу, що застосовується на межах річних сегментів.

Для серії  $n$  спостережень з потенційними точками розриву при  $t = 12k$ , статистика тесту має вигляд:

$$F = \frac{(RSS_{full} - RSS_{restricted})/k}{RSS_{restricted}/(n-2k)}. \quad (4.7)$$

Оцінка стабільності:

$$R_5(s) = 1 - \frac{n_{breaks}}{n_{breakpoint}}. \quad (4.8)$$

Для серій, занадто коротких для аналізу точок зупинки (менше 6 спостережень), призначається консервативне значення за замовчуванням  $R_5 = 0.85$ , що враховує обмеженість часових даних без надмірного покарання нових SKU.

Модуль МЗ надає статистичні оцінки за чітко визначених умов допустимості.

Для прогнозування попиту HPF-P використовує лінійну регресію, доповнену Фур'є:

$$q_t = \beta_0 + \beta_1 t + \sum_{k=1}^2 \left[ \alpha_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{12}\right) + \gamma_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{12}\right) \right] + \varepsilon_t. \quad (4.9)$$

Розрахований показник DRI відповідає одному з п'яти рівнів готовності до прийняття рішень за допомогою класифікації порогових значень (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Діапазони DRL, дозволені стратегії та економічні інтерпретації (джерело: власна розробка)

DRL	Діапазон DRI	Дозволена стратегія	Економічна інтерпретація
1	$< 0,25$	ABSTAIN_HOLD	Недостатньо інформації; зберегти статус-кво
2	$[0,25, 0,45)$	REVENUE_PROPORTIONAL	Мінімальна оптимізація; пропорційний розподіл
3	$[0,45, 0,65)$	CONSTRAINED_LP	Лінійне програмування з жорсткими обмеженнями
4	$[0,65, 0,80)$	CVaR_MV	Середнє значення-дисперсія з контролем ризику
5	$\geq 0,80$	MULTI_OBJECTIVE_ML	Повна багатоцільова оптимізація

Ця специфікація враховує як лінійний тренд, так і перші дві річні гармоніки сезонності [8]. Дванадцятимісячні прогнози отримуються шляхом оцінки підбраної моделі при  $t = n, n+1, \dots, n+11$  з оцінкою інтервалу прогнозування за допомогою розподілу залишків методом найменших квадратів.

На рисунку 4.4 представлений модуль оцінки *ML*.

Свідомий вибір лінійних моделей з доповненим Фур'є механізмом замість ARIMA або архітектур глибокого навчання відображає кілька міркувань щодо допустимості [88, 96, 108].

Ці моделі потребують лише параметрів  $2K + 2 = 6$  для  $K = 2$  гармонік, що дозволяє проводити оцінку лише за 18-24 щомісячні спостереження, кожен коефіцієнт має пряме економічне значення (нахил тренду, сезонна амплітуда, фаза), і на відміну від авторегресивних моделей, вони не поширюють артефакти імпутації через запізнілі члени.

Цінова еластичність оцінюється за допомогою логарифмічної регресії  $q_t = \alpha + \eta \ln p_t + \varepsilon_t$ , коли варіація ціни достатня (стандартне відхилення  $>10^{-4}$ ) і доступно щонайменше 6 спостережень.

Коли ці умови допустимості не виконуються, система повертається до еластичності, наданої метаданими, – дисципліноване застосування принципу DRI, що оцінку не слід проводити за умов недостатньої кількості даних.

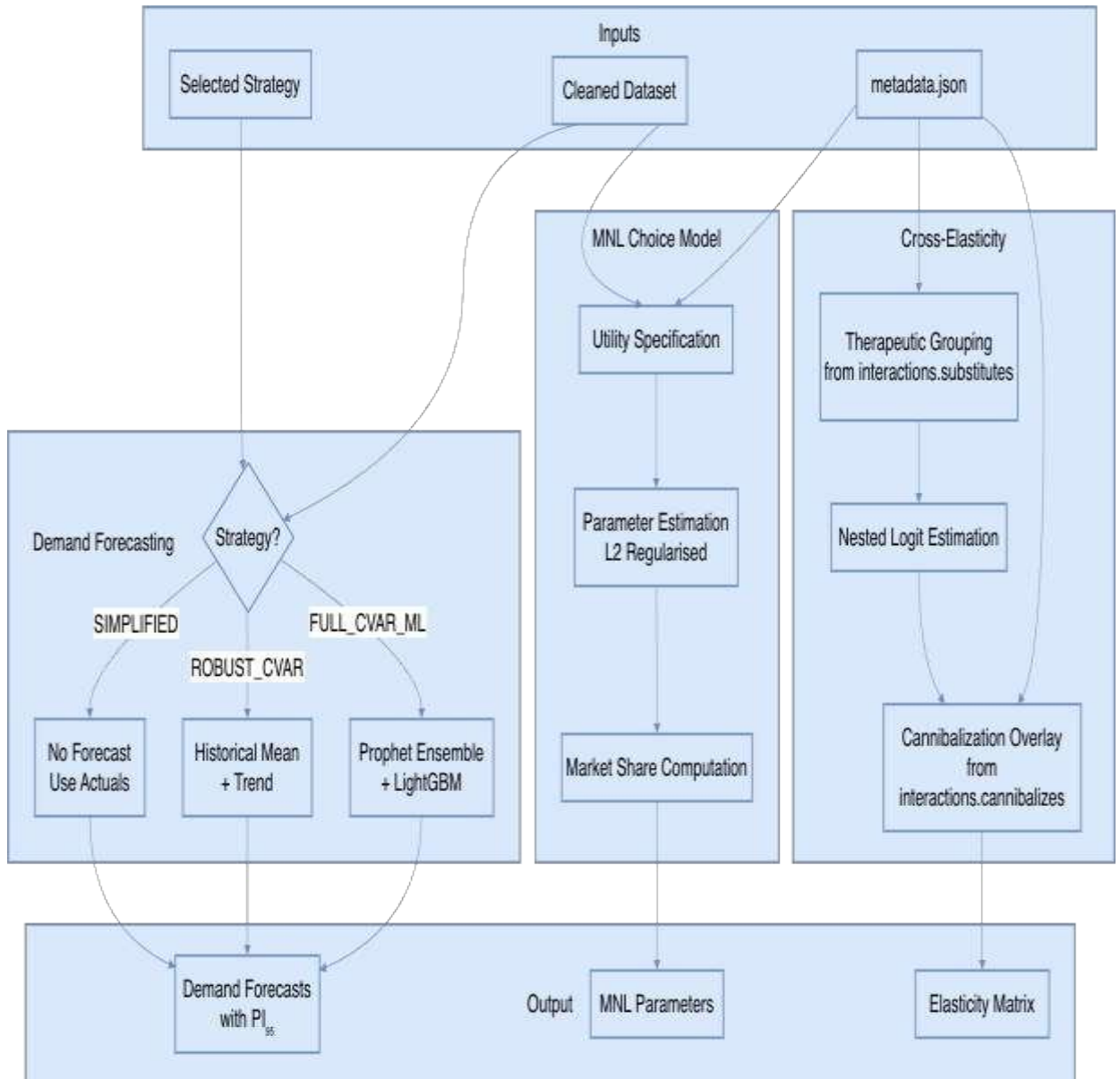


Рисунок 4.4 – Оцінка ML за модулем з вибором моделі, що залежить від стратегії (джерело: власна розробка)

Модуль М4 реалізує конкурентний багатостратегічний підхід, тобто оптимізацію портфеля з кількома стратегіями. Вісім різних стратегій генерують вектори ваг портфеля, кожна з яких оцінюється за допомогою 200-ітераційного методу Монте-Карло, і вибирається емпірично найкраща стратегія (рис. 4.5).

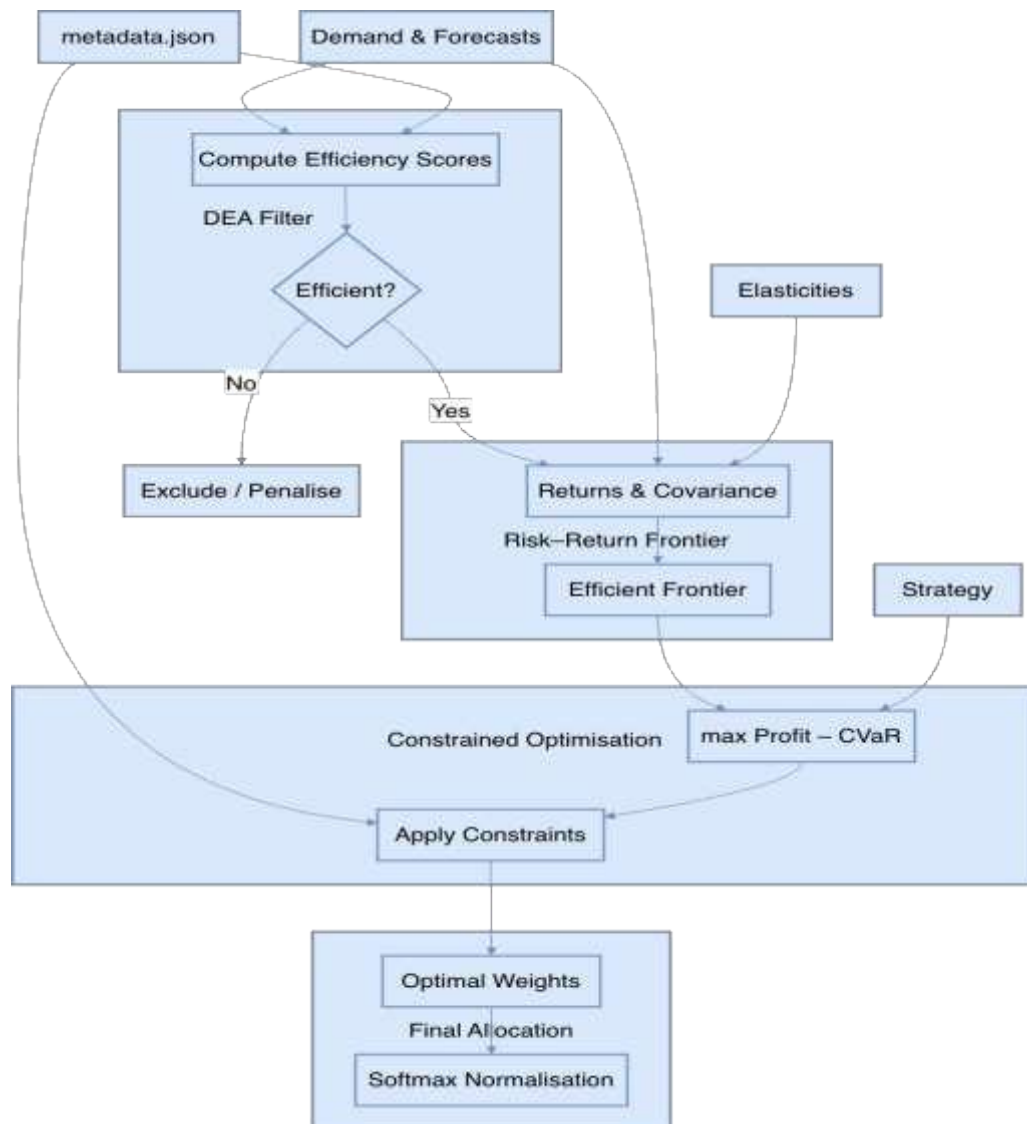


Рисунок 4.5 – Модуль М4. Процес оптимізації портфеля (джерело: власна розробка)

Спектр від наївних базових позицій до складних багатоцільових формулювань охоплюють вісім стратегій:

1. Параметризація задачі – формулювання вхідних даних.
2. Групування DRL – кожна група DRL отримує бюджет, пропорційний сукупному потенціалу прибутку; розподіл всередині групи відповідає стратегії, специфічній для DRL. Це єдина стратегія, яка безпосередньо реалізує діагностичне керування.
3. Імпульс. Кубічний показник степеню – зосереджує розподіл на швидкозростаючих SKU, що відображає збереження попиту на фармацевтичну продукцію.
4. Зважена за DRI – винагороджує інформаційну адекватність з множниками DRL  $m(\cdot) \in \{0.02, 0.2, 1.0, 2.5, 5.0\}$  для рівнів DRL 1–5.
5. Паритет ризику вирівнює внесок ризику між SKU, забезпечуючи хеджування від концентрації волатильності.
6. Максимізатор прибутку. Агресивно концентрується на найефективніших SKU, коли очікувана прибутковість переважає над питаннями диверсифікації.
7. Середнє-дисперсія – зважування повернення до дисперсії з адитивною константою, що запобігає нульовим вагам для SKU,
8. HPF-Ансамбль. Середнє арифметичне стратегій 3–7 та DRL-групування, що забезпечує природну диверсифікацію між філософіями оптимізації.

Після генерації всіх восьми вагових векторів DDS вибирає стратегію з найвищим середнім загальним доходом за 200 ітерацій Монте-Карло, при цьому всі оцінки стратегії зберігаються у вихідних даних для порівняльного аналізу.

Механізм моделювання Монте-Карло (Модуль M5) виконує 1000 ітерацій з вибіркою попиту та ціни з нормальних розподілів, зосереджених на прогнозованих значеннях. З емпіричного розподілу 1000 реалізацій дохідності портфеля платформа обчислює:

- VaR95 (5-й процентиль дохідності портфеля);

– CVaR95 (очікувана дохідність за умови перебування в найгірших 5% результатів).

Модуль M5b прогнозує 12-місячні траєкторії доходів за 500 схемами моделювання для базових (рівноважних) та оптимізованих за HPF портфельів, з кроком калібрування, який забезпечує відповідність обох сценаріїв останньому спостережуваному історичному доходу.

Лінія прогнозування – це медіана (P50) яка більш стійка до викидів, ніж середнє значення (з діапазонами невизначеності на рівні P10 та P90).

Інтелектуальна система підтримує два режими відтворюваності:

– у детермінованому режимі генератор випадкових початкових значень (PNG) розміщується з базового початкового значення 42 з ітерацією  $i$ , використовуючи початкове значення  $42+i$ , що гарантує ідентичні вихідні дані для ідентичних вхідних даних у всіх прогонах.

– у стохастичному режимі випадкове базове початкове значення генерується для кожного прогону, що дозволяє проводити аналіз чутливості, зберігаючи при цьому відтворюваність в межах прогону.

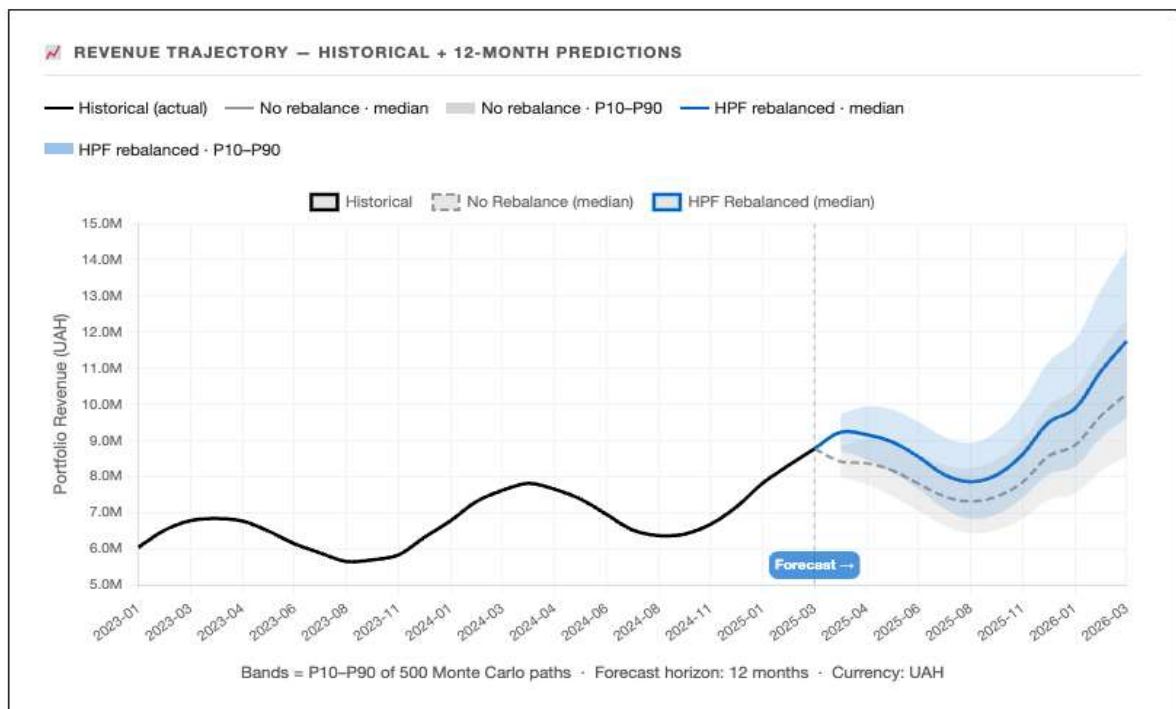


Рисунок 4.6 – Подвійні механізми моделювання (джерело: власна розробка)

Економічні показники порівняння між базовим сценарієм та сценарієм HPF включають: коефіцієнт Шарпа, коефіцієнт Сортіно, коефіцієнт Кальмара,  $Var_{95}$ ,  $CVaR_{95}$ , максимальну просадку (розраховується як медіана максимальної просадки на шлях, щоб уникнути зміщення згладжування середнього шляху), ймовірність перевищення результатів, місяць безбитковості та абсолютний та відсотковий приріст доходу.

Коефіцієнт Шарпа використовує щомісячну безризикову ставку 0,5%, що відображає облікові ставки НБУ протягом досліджуваного періоду (рис.4.6).

Таблиця 4.4 – Стек технологій HPF-P для серверної частини (джерело: власна розробка)

Бібліотека	Версія	Роль у HPF-P
FastAPI	0. 100+	Асинхронний фреймворк HTTP API
NumPy	1. 26+	Операції з масивами, генерація випадкових чисел
Pandas	2. 1+	Управління часовими рядами, парсинг CSV
SciPy	1. 11+	Статистичні розподіли, лінійне програмування
statsmodels	0,14+	МНК-регресія, моделі попиту Фур'є, тест Чоу
CVXPY	1. 4+	Опукла оптимізація для задач DRL-4 та DRL-5
Pydantic	2. 0+	Перевірка та серіалізація запитів/відповідей

M5 забезпечує характеристику ризику на рівні портфеля; M5b забезпечує повне порівняння траєкторій по 500 незалежних шляхах. Медіана

(P50) використовується як центральна оцінка, а не як середнє значення, уникаючи зміщення згладжування.

Технологічний стек. HPF-P побудовано на науковому обчислювальному стеку з відкритим кодом, обраному за математичну точність, прозорість аудиту та простоту розгортання [108, 120].

Кожен запуск HPF-P генерує автономний запис аудиту, достатній для вимог документації 21 CFR Part 11 та Закону ЄС про штучний інтелект.

## 4.2 Технологія роботи системи та інтерпретація результатів

HPF-P втілює операційну філософію, що орієнтована на діагностику, яка принципово відрізняється від традиційних аналітичних платформ. У традиційній системі підтримки рішень користувач вибирає метод, надає дані та отримує рекомендацію. У HPF-P система спочатку діагностує інформаційний стан портфеля, визначає, які методи є допустимими за цих умов, застосовує лише допустимі методи та повідомляє про результати з чітким уточненням контексту DRL, в якому вони були створені .

Операційний робочий процес проходить у три етапи: підготовка та завантаження даних, виконання конвеєра та інтерпретація результатів з ітеративним уточненням.

### 1. Підготовка та завантаження даних

Користувачі готують два файли.

– файл CSV повинен містити щонайменше 12 місяців історичних щомісячних спостережень зі стовпцями кількості та доходу для кожного SKU, який буде включено до аналізу.

– файл метаданих JSON повинен характеризувати операційний стан кожного SKU, спостережуваність попиту, валову маржу, еластичність цін (що може бути обґрунтованою оцінкою, коли пряма оцінка на основі

даних неможлива) та межі розподілу, що відповідають регуляторним обмеженням.

API validate дозволяє користувачам перевіряти відповідність схеми та перехресні посилання перед надсиланням повного аналізу, що забезпечує швидку ітерацію підготовки даних без споживання аналітичних ресурсів.

## 2. Виконання конвеєра та детермінізм

Аналіз надсилається через HTTP POST до /api/analyze з використанням CSV та JSON у вигляді multipart/form-data. Платформа виконує повний восьмимодульний конвеєр та повертає структуровану відповідь JSON, як правило, протягом 3–8 секунд для портфелів з 12–25 SKU.

Детерміністичне виконання є режимом за замовчуванням і наполегливо рекомендується для всіх контекстів звітності, регулювання та експертної оцінки. У детерміністичному режимі будь-яке надсилання ідентичних вхідних файлів призведе до створення ідентичного за байтами виводу JSON, що дозволить ретроспективну перевірку будь-якого повідомленого результату. Журнал аудиту, вбудований у кожен відповідь, записує вхідні хеші та параметри виконання, достатні для незалежної перевірки цього детермінізму.

## 3. Структура інтерпретації результатів

Результати HPF-P не інтерпретуються ізольовано. Кожна рекомендація оцінюється з урахуванням рівня DRL, обмежень допустимості методу та стабільності результатів, перевіреної в процесі моделювання.

У рамках інтерпретації розрізняються три режими готовності (рис. 4.7). Один і той самий аналітичний результат може мати різні рекомендації щодо використання залежно від рівня готовності до прийняття рішень (DRL), за якого він був отриманий.

У режимі високої готовності (DRL 4–5, DRI  $\geq 0,65$ ) результати є економічно значущими в межах діагностованої невизначеності. Ваги портфеля відображають обґрунтований розподіл ресурсів, оскільки

інформаційна база для оптимізації підтверджена. У цьому випадку можливе безпосереднє застосування результатів за умов стандартного моніторингу.

У режимі часткової готовності (DRL 2–3,  $DRI \in [0,25; 0,65]$ ) результати мають індикативний характер і потребують додаткової перевірки. Їх застосування повинно супроводжуватися посиленням моніторингом, фіксацією інформаційних обмежень, виявлених під час аналізу, та визначенням умов для повторної оцінки після появи нових даних.

У режимі недостатньої готовності (DRL-0/1,  $DRI < 0,25$ ) результати не є практичними з точки зору оптимізації. ABSTAIN\_HOLD – це економічно раціональна відповідь. Виходом у цьому режимі є задокументована характеристика прогалин у даних, що перешкоджають аналізу, та рекомендований протокол збору даних.

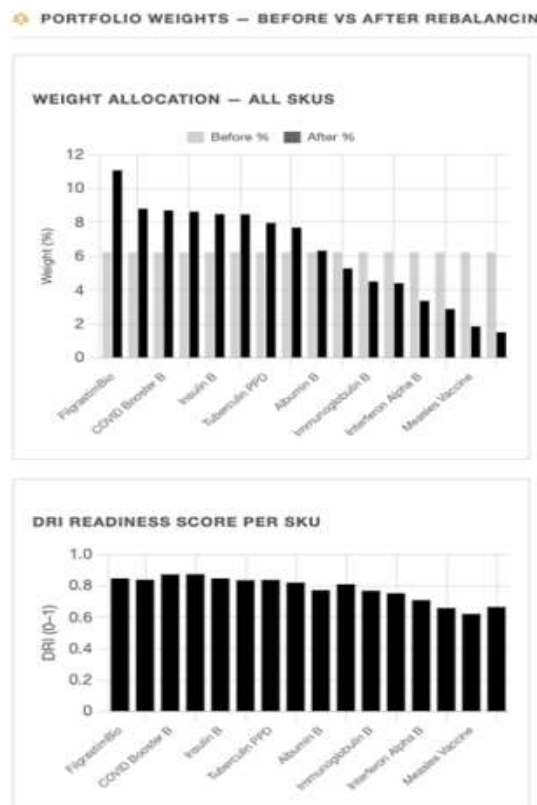


Рисунок 4.7 – Інтерпретація результатів за режимом готовності (джерело: власна розробка)

#### 4. Структура виводу.

Відповідь HPF-P JSON містить шість розділів верхнього рівня:

- `portfolio_weights` надає об'єктам для кожного SKU оцінку DRI, групу DRL, початкову вагу, рекомендовану вагу, прогнозований щомісячний дохід, річну волатильність та стратегію, за якою було визначено вагу;
- `per_sku_forecasts` надає об'єкти часових рядів для кожного SKU з історичними рядами з 31 спостереження (фактичні значення), 12-місячним середнім прогнозом та інтервалами прогнозування P10/P90;
- `simulation_results` містить історичні ряди вартості портфеля, мітки майбутніх дат, базові (рівновагові) траєкторії доходу P10/P50/P90, оптимізовані за HPF траєкторії P10/P50/P90 та підоб'єкт `economic_comparison` з повним набором порівняльних показників;
- `_inputCSV` та `_inputMeta` зберігають вхідні дані для перевірки.

Ця структура дозволяє споживачам реконструювати повний аналітичний ланцюжок від первинних даних до рекомендацій щодо портфеля.

#### 5. Протокол ітеративного уточнення.

Коли початкові бали DRI нижчі за бажані, HPF-P надає практичні рекомендації щодо уточнення за допомогою своїх пропозицій. Рекомендації щодо уточнення зіставляють кожен вимір з низьким балом з конкретними діями з даними, які найефективніше покращать DRI (рис. 4.8).

Для підвищення значень показників готовності рекомендується:

- для низького  $R_1$  (повнота даних) – подовжити період історичних спостережень або відновити відсутні записи;
- для низького  $R_2$  (сила сигналу попиту) – додати оцінки цінової еластичності в метадані або переглянути методи імпутації;
- для низького  $R_3$  (спостережуваність хвостового ризику) – включити дані про історичні втрати чи перебої постачання;
- для низького  $R_4$  (регуляторна доцільність) – переглянути або

послабити обмеження розподілу;

– для низького  $R_s$  (часова стабільність) – скоротити горизонт аналізу або виключити нестабільні періоди.

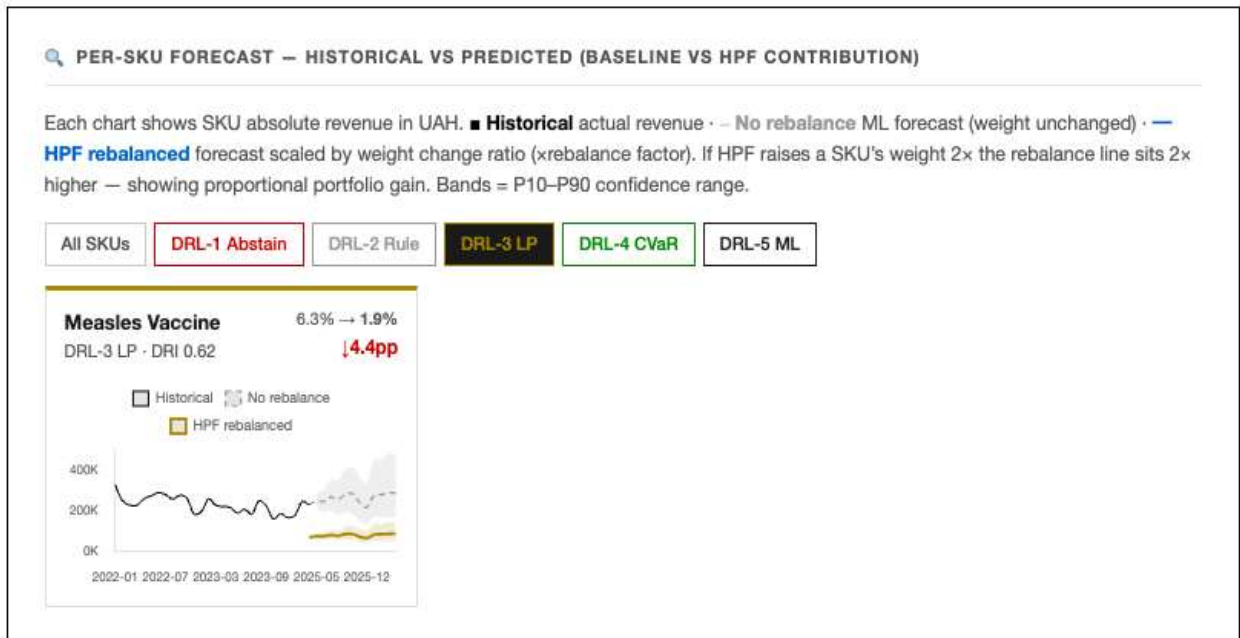


Рисунок 4.8 – PER-SKU передбачення для DRL3 (джерело: власна розробка)

Цей процес перетворює HPF-P з аналітичного інструменту «чорної скриньки» на інструмент управління якістю даних: він повідомляє користувачам не лише про висновки аналізу, але й про прогалини в інформації, які необхідно усунути (рис.4.9).

HPF-P надає можливості інтеграції для розгортання на підприємстві через свій документований REST API. Архітектура інтеграції підключає джерела даних вище за течією (ERP-системи, що надають дані про продажі, CRM-системи, що надають дані про маркетингові витрати, регуляторні бази даних, що надають оновлення обмежень) до аналітичного механізму HPF-P через API та направляє виходи до каналів споживання нижче за течією (BI-платформи, експорт CSV, регуляторні звіти PDF, системи сповіщень).

SKU	DRL	DRI	WT BEFORE	WT AFTER	Δ PP	FORECAST/MO
FilgrastimBio	DRL-5	0.848	6.25%	11.07%	+4.82pp	988.4K UAH
PlasmaDerived B	DRL-5	0.839	6.25%	8.80%	+2.55pp	871.3K UAH
COVID Booster B	DRL-5	0.873	6.25%	8.70%	+2.45pp	809.6K UAH
Erythropoietin B	DRL-5	0.874	6.25%	8.63%	+2.38pp	154.8K UAH
Insulin B	DRL-5	0.848	6.25%	8.49%	+2.24pp	792.9K UAH
AntiRabies Vac	DRL-5	0.836	6.25%	8.48%	+2.23pp	285.2K UAH
Tuberculin PPD	DRL-5	0.838	6.25%	7.96%	+1.71pp	219.2K UAH
InfluVac UA	DRL-5	0.821	6.25%	7.69%	+1.44pp	639.6K UAH
Albumin B	DRL-4	0.772	6.25%	6.33%	+0.08pp	73.8K UAH
Streptokinase B	DRL-5	0.811	6.25%	5.28%	-0.97pp	444.1K UAH
Immunoglobulin B	DRL-4	0.769	6.25%	4.51%	-1.74pp	390.0K UAH
Hepatitis B Vac	DRL-4	0.753	6.25%	4.41%	-1.84pp	758.6K UAH
Interferon Alpha B	DRL-4	0.710	6.25%	3.37%	-2.68pp	432.6K UAH
DTP Vaccine	DRL-4	0.659	6.25%	2.88%	-3.37pp	456.3K UAH
Measles Vaccine	DRL-3	0.622	6.25%	1.86%	-4.39pp	216.5K UAH
BCG Vaccine	DRL-4	0.666	6.25%	1.52%	-4.73pp	547.8K UAH

Рисунок 4.9 – Приклад інтеграції валідації DRL на рівні SKU (джерело: власна розробка)

#### 4.3 Сценарні експерименти щодо формування ефективних продуктивних портфелів фармацевтичних підприємств

Експериментальна апробація фреймворку HPF проведена на даних українських фармацевтичних компаній «Дарниця» та «Фармак», які представляють домінуючий сегмент внутрішнього ринку. Ці компанії були обрані на основі загальнодоступної фінансової звітності та їхньої позиції серед трійки провідних вітчизняних виробників за обсягом доходу, що гарантує безпосереднє відношення експериментальних результатів до проблеми управління комерційним продуктивним портфелем фармацевтичного підприємства, описаної в розділі 1.

Кожен експеримент дотримується загальної структури: характеристика середовища вхідних даних, обчислення діагностики DRI, вибір та оптимізація стратегії, валідація на основі моделювання та економічне порівняння з базовим рівнем ваг. Базовий рівень ваг використовується як еталон порівняння, оскільки він відображає нульову гіпотезу про відсутність переваг складної діагностики над наївною диверсифікацією, яку необхідно перевірити емпірично.

Експерименти розроблені для вирішення трьох питань, що виникають з теоретичної бази, розробленої в розділах 1 та 2.

По-перше: Чи забезпечує вибір стратегії, керований DRI, економічно кращий розподіл портфеля порівняно з недиференційованою оптимізацією? Метрики економічного порівняння відповідають на це питання.

По-друге: Чи демонструють показники ризику портфелів, оптимізованих для НРФ, справді краще управління ризиками, чи просто вищу очікувану прибутковість, досягнуту за вищого ризику? Коефіцієнти Шарпа, Сортіно та Кальмара в поєднанні з показниками CVaR та максимальної просадки відповідають на це питання.

По-третє: Чи є перевага портфелів, оптимізованих за НРФ, стійкою на всіх шляхах моделювання, чи зосереджена лише на сприятливих сценаріях? Метрика ймовірності перевершення результатів на 500 шляхах моделювання відповідає на це питання.

#### Портфоліо-експеримент «Дарниця»

Середовище даних. Для емпіричної перевірки платформи НРФ-Р було використано набір даних фармацевтичної компанії «Дарниця». Портфель включає 15 SKU, що представляють групи генеричних препаратів: серцево-судинні, неврологічні, знеболювальні та антигіпертензивні засоби та охоплюють 31 місяць історичного спостереження з повним покриттям (miss=0).

Портфель компанії відображає структуру, характерну для позиціонування компанії «Дарниця» на ринку генеричних препаратів.

Валюта – гривня. Усі 15 SKU мають статус активних, з високою спостережуваністю метаданих, а зазначена цінова еластичність коливається від -1,9 до -2,0, що відповідає високій чутливості попиту на генеричні препарати до зміни ціни.

Результати діагностики DRI. Виконання платформи починається з діагностики інформаційної готовності даних за допомогою індексу DRI.

Отримані результати показали, що 14 SKU (93,3%) досягають DRL5 ( $DRI \geq 0,80$ ), що дозволяє застосування повної багатоцільової оптимізації; 1 SKU (Carbamazepine\_D,  $DRI = 0,7973$ ) класифікується як DRL4. Жоден SKU не належить до рівнів нижче DRL-4, що відображає якість інформаційного середовища даних портфелю «Дарниця».

Індивідуальні показники DRI коливаються від 0,7973 (Carbamazepine\_D) до 0,8788 (Aspirin\_D), із середнім показником DRI для портфеля 0,8413. Таким чином, набір даних «Дарниця» характеризується високим рівнем інформаційної готовності, що підтверджує допустимість застосування складних методів оптимізації.

Вибір стратегії оптимізації. У Модулі M4 платформи HPF-P здійснюється конкурентна оцінка декількох стратегій оптимізації. За результатами 200 Monte-Carlo симуляцій для кожної стратегії найкращою виявилася стратегія Growth-DRI.

Вибір цієї стратегії пояснюється структурними характеристиками портфеля. Деякі SKU демонструють підвищену волатильність доходу (Analgin\_D при  $\sigma = 0,1955$ , Citramon\_D при  $\sigma = 0,1880$ , Piracetam\_D при  $\sigma = 0,1445$ ). Одночасно ці позиції мають виражений сигнал зростання попиту, що дозволяє ефективно використовувати підхід Growth-DRI, який поєднує імпульс зростання з масштабуванням ваг за індексом інформаційної готовності.

Результати розподілу портфеля. Рекомендовані HPF ваги для портфеля «Дарниця» представлені в таблиці 4.5.

З отриманого розподілу випливає кілька ключових висновків: Analgin\_D отримує найбільшу вагу (11,95%), що майже вдвічі перевищує рівновагову частку, незважаючи на високу волатильність ( $\sigma = 0,1955$ ). Це пояснюється поєднанням високого DRI (0,8418) та прогнозованого доходу. Позиція Carbamazepine\_D отримує нижчу вагу (4,05%) через статус DRL-4, що демонструє дію принципу діагностичного обмеження, а саме – нижча інформаційна готовність обмежує можливий розподіл. Furosemide\_D має ще меншу частку (3,46%) що пов'язано зі слабшим сигналом зростання попиту. Загальна сума ваг дорівнює 1,0, що відповідає портфельному обмеженню.

Таблиця 4.5 – Розподіл портфеля «Дарниця» (джерело: власна розробка)

Артикул	Оцінка DRI	DRL	Початкова вага	Рекомендована вага	Прогнозований дохід/місяць (грн. )	Річна волатильність
Analgin_D	0.8418	5	6.67%	11.95%	1,508,362	0.1955
Citramon_D	0.8188	5	6.67%	8.85%	657,809	0.1880
Piracetam_D	0.8030	5	6.67%	7.80%	162,098	0.1445
Glycine_D	0.8471	5	6.67%	7.39%	436,099	0.1324
Captopres	0.8449	5	6.67%	7.36%	1,100,647	0.1133
Aspirin_D	0.8788	5	6.67%	7.25%	263,640	0.1105
Metoprolol_D	0.8463	5	6.67%	7.24%	432,053	0.1168
Phenazepam_D	0.8336	5	6.67%	7.11%	133,345	0.1062
Papaverine_D	0.8719	5	6.67%	6.25%	352,077	0.0757
Enalapril_D	0.8344	5	6.67%	5.91%	332,081	0.0858
Anaprilin	0.8513	5	6.67%	5.52%	965,592	0.0803
Amitriptyline_D	0.8675	5	6.67%	4.97%	861,611	0.0684
Drotaverine_D	0.8245	5	6.67%	4.90%	300,993	0.0894
Carbamazepine_D	0.7973	4	6.67%	4.05%	177,866	0.1104
Furosemide_D	0,8110	5	6,67%	3,46%	609 873	0,0449

Розподіл портфеля представлено на рисунку 4.10.

Результати ребалансування портфеля (рис. 4.10) за стратегією Growth-DRI свідчать про перехід від рівномірного розподілу ( $\approx 6,67\%$  на SKU) до диференційованої структури. Найбільше зростання демонструє Analgin\_D, частка якого майже подвоюється.

Більшість SKU належить до рівня DRL-5, що вказує на високий рівень інформаційної визначеності та можливість застосування складних оптимізаційних підходів.

Індекси DRI перебувають у вузькому діапазоні ( $\approx 0,80-0,88$ ), що суттєво впливає на розподіл ваг – позиції з вищим DRI отримують пріоритет.



Рисунок 4.10 – Розподіл портфеля «Дарниця» (джерело: власна розробка)

Зміни ваг мають селективний характер: зростання спостерігається для обмеженої групи SKU (Analgin\_D, Citramon\_D, Piracetam\_D), тоді як більшість позицій скорочується. Це підтверджує концентрацію ресурсів на продуктах із найкращим поєднанням прогнозованого доходу та інформаційної надійності.

Економічні результати оптимізації.

Порівняння економічних результатів базового портфеля та портфеля, оптимізованого за допомогою HPF-P, представлено на рисунку 4.11.

У верхній частині рис. 4.11 представлено узагальнюючі метрики, які характеризують загальний ефект впровадження HPF-P. Зокрема, сумарний дохід за 12 місяців зростає з 99,63 млн грн до 109,52 млн грн, що відповідає приросту на 9,89 млн грн або +9,9%. У 79% симуляцій оптимізований портфель перевищує базовий, що свідчить про стійкість отриманого результату. Значення коефіцієнта Шарпа зростає до 0,81, що вказує на покращення співвідношення «дохідність/ризик».

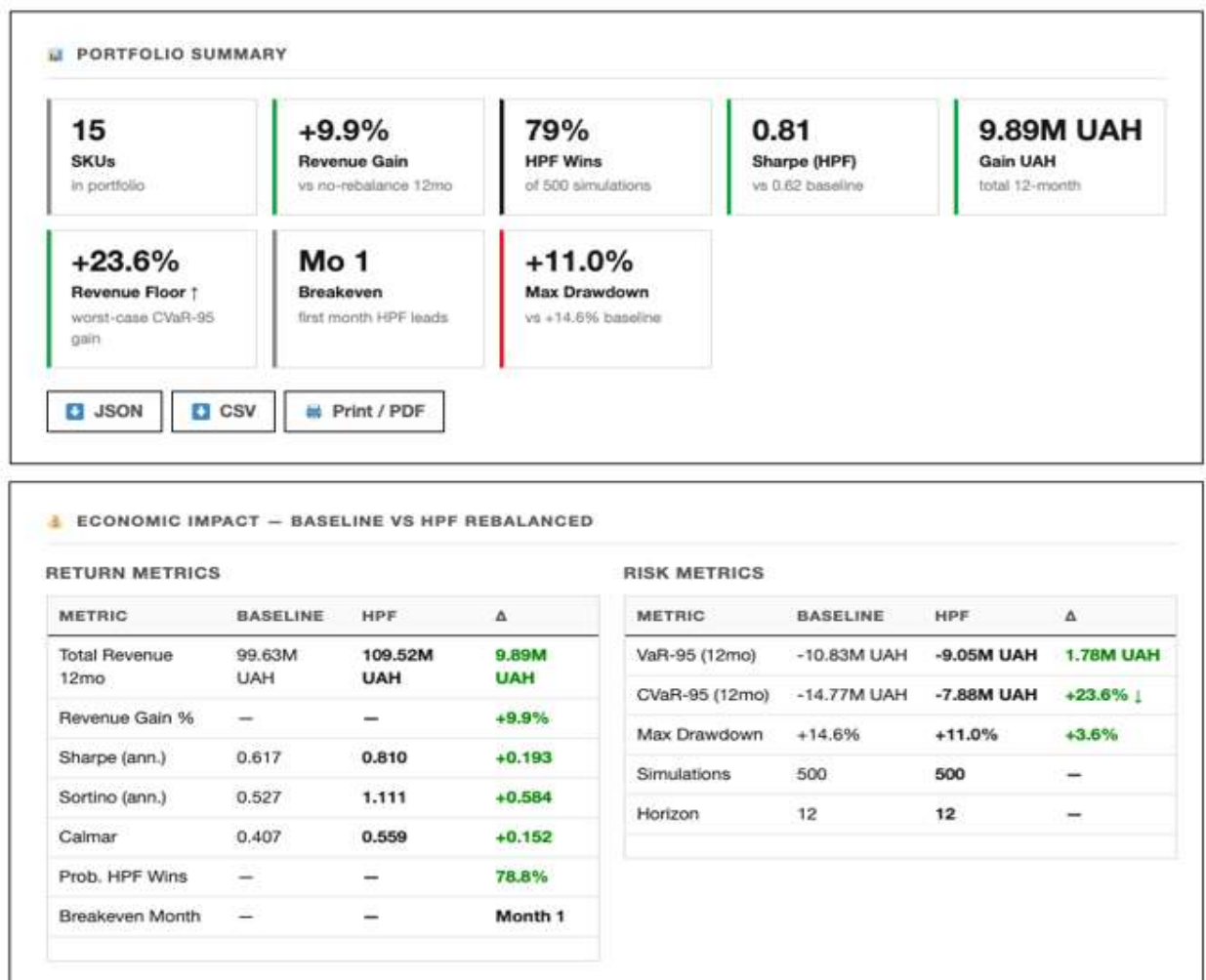


Рисунок 4.11 – Економічний результат оптимізації портфеля «Дарниця»

(джерело: власна розробка)

Нижня частина рисунка 4.11 (поглиблений аналіз) демонструє що загальний дохід портфеля збільшується з 99,63 млн грн до 109,52 млн грн, що підтверджує економічну доцільність оптимізації. Ризикові показники демонструють позитивну динаміку: VaR-95 покращується з  $-10,83$  млн грн до  $-9,05$  млн грн (зниження потенційних втрат на 1,78 млн грн), тоді як CVaR-95 зменшується з  $-14,77$  млн грн до  $-7,88$  млн грн, що відповідає покращенню на 23,6%. Покращення коефіцієнта Шарпа з 0,617 до 0,810 (+0,193) свідчить про підвищення ефективності портфеля з точки зору співвідношення дохідності та ризику.

Спостерігається зростання коефіцієнтів Sortino (з 0,527 до 1,111) та Calmar (з 0,407 до 0,559), що свідчить про покращення ризикового профілю портфеля.

Ймовірність перевищення результатів базового портфеля становить 78,4%, що підтверджує статистичну надійність отриманого ефекту.

Прогнозна траєкторія доходу. Прогнозна динаміка доходу портфеля представлена на рисунку 4.12.

Графік показує історичну динаміку доходу та прогноз на 12 місяців, отриманий на основі 500 Monte-Carlo симуляцій. Сіра лінія відповідає базовому портфелю без ребалансування, синя лінія представляє оптимізований портфель НРФ.

Історична частина на графіку демонструє відносно стабільну поведінку доходу з помірними коливаннями, після чого на межі прогнозного горизонту відбувається розходження сценаріїв. Базовий сценарій (без ребалансування) характеризується більш стриманою динамікою з поступовим зростанням та відносно широким діапазоном невизначеності. Натомість оптимізований портфель демонструє вищу медіанну траєкторію доходу протягом усього прогнозного періоду.

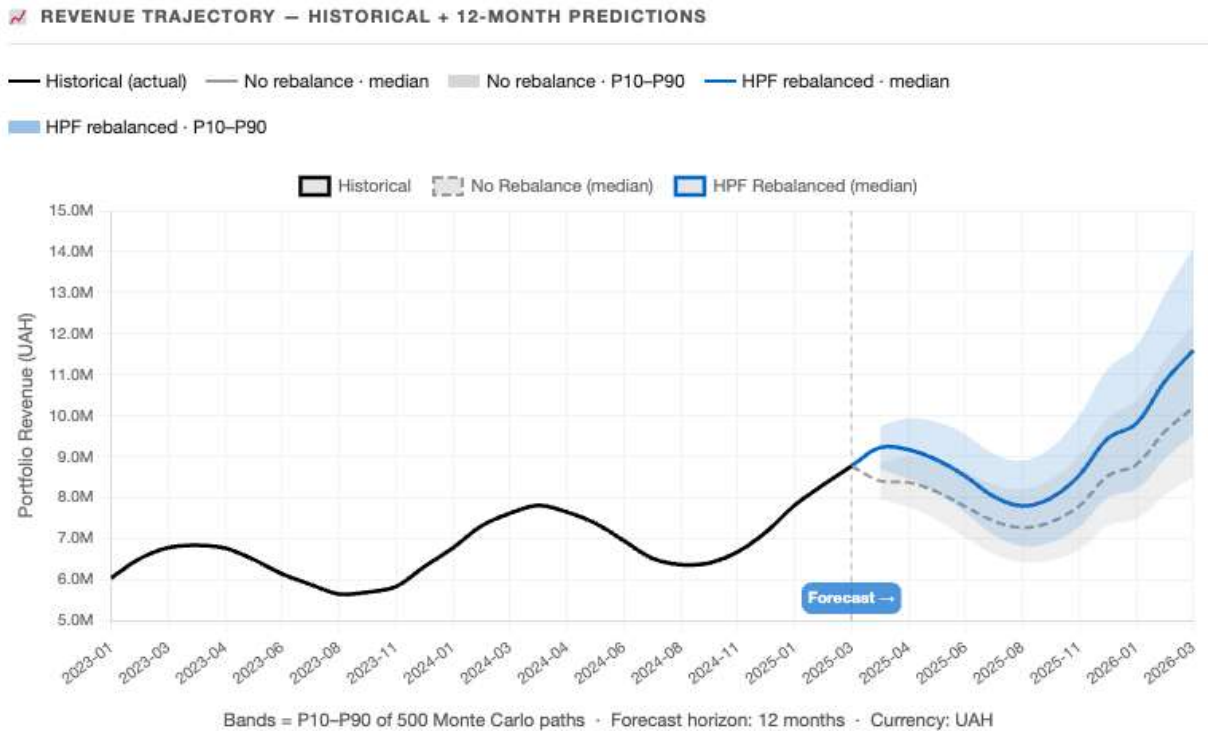


Рисунок 4.12 – Прогнозна траєкторія доходу портфеля «Дарниця» при базовому сценарії та оптимізації HPF (джерело: власна розробка)

Важливою особливістю є також зміна структури ризику: хоча інтервал невизначеності (P10–P90) для HPF-портфеля частково перекривається з базовим, його верхня межа суттєво зміщується вгору, що відображає потенціал отримання вищих доходів. При цьому нижня межа не демонструє пропорційного погіршення, що узгоджується з результатами зниження CVaR та просадки. Результати моделювання показують, що оптимізований портфель має вищу медіанну траєкторію дохідності та сприятливіший розподіл ризиків, що підтверджує економічну доцільність застосування оптимізації портфеля на основі діагностики.

Загальний прогнозований щомісячний дохід портфеля з урахуванням ваг HPF становить приблизно 9,13 млн грн, тоді як для портфеля з рівноваговим розподілом — близько 8,30 млн грн. Обидва портфелі формуються за умови однакового загального обсягу інвестицій, однак

відмінність у дохідності зумовлена перерозподілом ваг на користь позицій із вищим очікуваним економічним ефектом.

Водночас економічна перевага підходу HPF проявляється не лише у зростанні середнього доходу, але й у зміні форми розподілу результатів за 500 сценаріями моделювання. Зокрема, оптимізований портфель демонструє більш сприятливу конфігурацію ризик–дохідність, що відображається у зміщенні медіанної траєкторії та покращенні характеристик нижнього хвоста розподілу.

Стратегічна інтерпретація для «Дарниця».

Діагностичний результат, який показує, що 14 з 15 SKU (93,3%) відповідають рівню DRL-5, лише одна позиція (Carbamazepine\_D, DRI = 0,7973) належить до рівня DRL-4. Це підтверджує високий рівень інформаційної готовності даних у межах портфеля та ефективну практику управління даними компанії для сегмента генеричних препаратів..

Рекомендований розподіл ресурсів демонструє концентрацію на позиціях із поєднанням високих значень DRI та значного економічного потенціалу, зокрема Analgin\_D, Captopres та Anaprilin, частки яких перевищують рівноваговий рівень 6,67% (11,95%, 7,36% та 5,52% відповідно). Водночас частка Carbamazepine\_D (4,05%), що належить до DRL-4, є зниженою, що відображає дію принципу діагностичного обмеження — обмеження експозиції до позицій із нижчою інформаційною визначеністю.

Таким чином, запропонована стратегія відображає економічно раціональну модель поведінки: концентрацію ресурсів на продуктах із передбачуваним попитом і масштабним обсягом реалізації при одночасному обмеженні експозиції до позицій із підвищеною інформаційною невизначеністю. Це забезпечує не лише зростання очікуваної дохідності, але й формування більш стійкого портфеля, здатного ефективно функціонувати в умовах волатильності фармацевтичного ринку.

Портфоліо-експеримент «Фармак»

Середовище даних.

Набір даних «Фармак» містить 18 SKU, які представляють ширший спектр терапевтичних груп, зокрема серцево-судинні, аналгетичні, протиінфекційні, нейротропні та метаболічні препарати. Дані охоплюють 31 місяць історичних спостережень і характеризуються повним інформаційним покриттям.

Портфель «Фармак» характеризується вищою концентрацією доходів (Losartan\_Ф та Amixin генерують щомісячний дохід, що перевищує 1,1–1,3 млн гривень) та помітно нижчою волатильністю, ніж портфель «Дарниці», причому для кількох SKU річна волатильність не перевищує 2–2,5%, що створює передумови для ефективного застосування середньо-дисперсійної оптимізації.

#### Результати діагностики DRI.

Виконання платформи для портфеля «Фармак» показало високий рівень інформаційної готовності даних. За результатами розрахунку індексу DRI рівень DRL5 було присвоєно 15 з 18 SKU (83,3%), а DRL4 Asparkam (DRI = 0,7954), Amoxil (DRI = 0,7987) та Citramon\_F (DRI = 0,7723). Середнє значення DRI для портфоліо становить 0,8503. Жоден SKU не падає нижче DRL4, що підтверджує високий рівень інформаційної готовності середовища даних.

#### Вибір стратегії оптимізації.

У модулі M4 платформи HPF-P здійснюється конкурентна оцінка стратегій оптимізації. Для портфеля «Фармак» найкращою за результатами моделювання виявилася Mean-Variance (середньо-дисперсійна) стратегія, яка застосовується до всього портфеля.

Цей вибір відображає структурні особливості портфеля «Фармак», що відрізняються від портфеля «Дарниця». У портфелі «Фармак» присутні кілька SKU з надзвичайно низькою волатильністю, зокрема: Noofen ( $\sigma = 0,0142$ ), Metformin\_F ( $\sigma = 0,0157$ ), Corvalol ( $\sigma = 0,0212$ ). Саме для таких активів найбільш ефективною є стратегія Mean-Variance, оскільки вона максимізує співвідношення очікуваної доходності до дисперсії. На відміну від

портфеля «Дарниця», де оптимальною виявилася стратегія Growth-DRI, яка перемогла для портфеля генеричних препаратів «Дарниці» з високою волатильністю, для портфеля «Фармак» кращі результати демонструє підхід Mean-Variance.

Результати розподілу портфеля та рекомендовані HPF ваги для портфеля «Фармак» представлені в таблиці 4.2.

Отриманий розподіл суттєво відрізняється від розподілу портфеля «Дарниця», що зумовлено як іншим профілем волатильності, так і вибором іншої оптимізаційної стратегії.

Найбільшу вагу отримує Noofen (27,74%), що майже у п'ять разів перевищує його рівновагову частку. Це пояснюється поєднанням найнижчої Аналогічно, великі ваги отримують Metformin\_Ф (14,36%) та Corvalol (12,70%).

Натомість Citramon\_F отримує лише 0,70% портфеля, що є найменшим значенням серед усіх позицій. Це пояснюється поєднанням класифікації DRL-4 та найвищої волатильності в портфелі ( $\sigma = 0,0906$ ).

Таблиця 4.6 – Розподіл портфеля «Фармак» HPF-P (джерело: власна розробка)

SKU	DRIScore	DRL	InitialWeight	RecommendedWeight	ForecastRev/Month (UAH)	AnnualisedVolatility
Noofen	0.8961	5	5.56%	27.74%	404,825	0.0142
Metformin_F	0.8579	5	5.56%	14.36%	842,231	0.0157
Corvalol	0.8775	5	5.56%	12.70%	696,365	0.0212
Losartan_F	0.8850	5	5.56%	11.77%	1,264,069	0.0233
Fervex_UA	0.8692	5	5.56%	4.57%	259,602	0.0355
Diclofenac_F	0.8793	5	5.56%	3.83%	1,003,663	0.0367
Amixin	0.8697	5	5.56%	3.44%	1,140,326	0.0534
Levofloxacin	0.8423	5	5.56%	3.21%	162,453	0.0483
Paracetamol_F	0.8353	5	5.56%	2.53%	114,541	0.0424
Bisoprolol_F	0.8416	5	5.56%	2.42%	849,794	0.0629
Nimesil_F	0.8301	5	5.56%	2.33%	150,378	0.0614
Validol	0.8506	5	5.56%	2.31%	909,007	0.0472
Atorvakom	0.8220	5	5.56%	2.19%	1,025,633	0.0612
Cetrin	0.8093	5	5.56%	2.15%	189,884	0.0471

Asparkam	0.7954	4	5.56%	1.36%	512,496	0.0628
Amoxil	0.7987	4	5.56%	1.25%	710,451	0.0855
Pantoprazol_F	0.8092	5	5.56%	1.14%	104,466	0.0685
Citramon_F	0.7723	4	5.56%	0.70%	208,764	0.0906

Загалом три SKU рівня DRL-4 (Asparkam, Amoxil, Citramon\_F) отримують лише 3,31% портфеля порівняно з 16,67% у рівноваговому розподілі.

Таким чином, відбувається перерозподіл приблизно 13,4 процентних пунктів на користь позицій з високим DRI та низькою волатильністю.

Результати оптимізації портфеля «Фармак», представлені на рисунках 4.13, відображають суттєву трансформацію структури ваг під впливом стратегії Mean-Variance.

Вихідний портфель сформовано за принципом рівномірного розподілу (5,56% на кожен із 18 SKU), що відповідає базовому сценарію.

SKU DETAIL TABLE

SKU	DRL	DRI	WT BEFORE	WT AFTER	Δ PP	FORECAST/MO
Noofen	DRL-5	0.896	5.56%	27.74%	+22.19pp	404.8K UAH
Metformin F	DRL-5	0.858	5.56%	14.36%	+8.81pp	842.2K UAH
Corvalol	DRL-5	0.878	5.56%	12.70%	+7.14pp	696.4K UAH
Losartan F	DRL-5	0.885	5.56%	11.77%	+6.22pp	1.26M UAH
Fervex UA	DRL-5	0.869	5.56%	4.57%	-0.98pp	259.6K UAH
Diclofenac F	DRL-5	0.879	5.56%	3.83%	-1.73pp	1.00M UAH
Amixin	DRL-5	0.870	5.56%	3.44%	-2.12pp	1.14M UAH
Levofloxacin	DRL-5	0.842	5.56%	3.21%	-2.35pp	162.5K UAH
Paracetamol F	DRL-5	0.835	5.56%	2.53%	-3.03pp	114.5K UAH
Bisoprolol F	DRL-5	0.842	5.56%	2.42%	-3.13pp	849.8K UAH
Nimesil F	DRL-5	0.830	5.56%	2.33%	-3.22pp	150.4K UAH
Validol	DRL-5	0.851	5.56%	2.31%	-3.25pp	909.0K UAH
Atorvakom	DRL-5	0.822	5.56%	2.19%	-3.37pp	1.03M UAH
Cetrin	DRL-5	0.809	5.56%	2.15%	-3.40pp	189.9K UAH
Asparkam	DRL-4	0.795	5.56%	1.36%	-4.19pp	512.5K UAH
Amoxil	DRL-4	0.799	5.56%	1.25%	-4.31pp	710.5K UAH
Pantoprazol F	DRL-5	0.809	5.56%	1.14%	-4.41pp	104.5K UAH
Citramon F	DRL-4	0.772	5.56%	0.70%	-4.86pp	208.8K UAH

Рисунок 4.13 – Розподіл портфеля «Фармак» (джерело: власна розробка)

Кругова діаграма на рис. 4.14 демонструє, що переважна частина портфеля належить до рівня DRL-5 (15 із 18 SKU, 83,3%), а DRL-4 представлений тільки трьома позиціями (Asparkam, Amoxil, Citramon\_F).

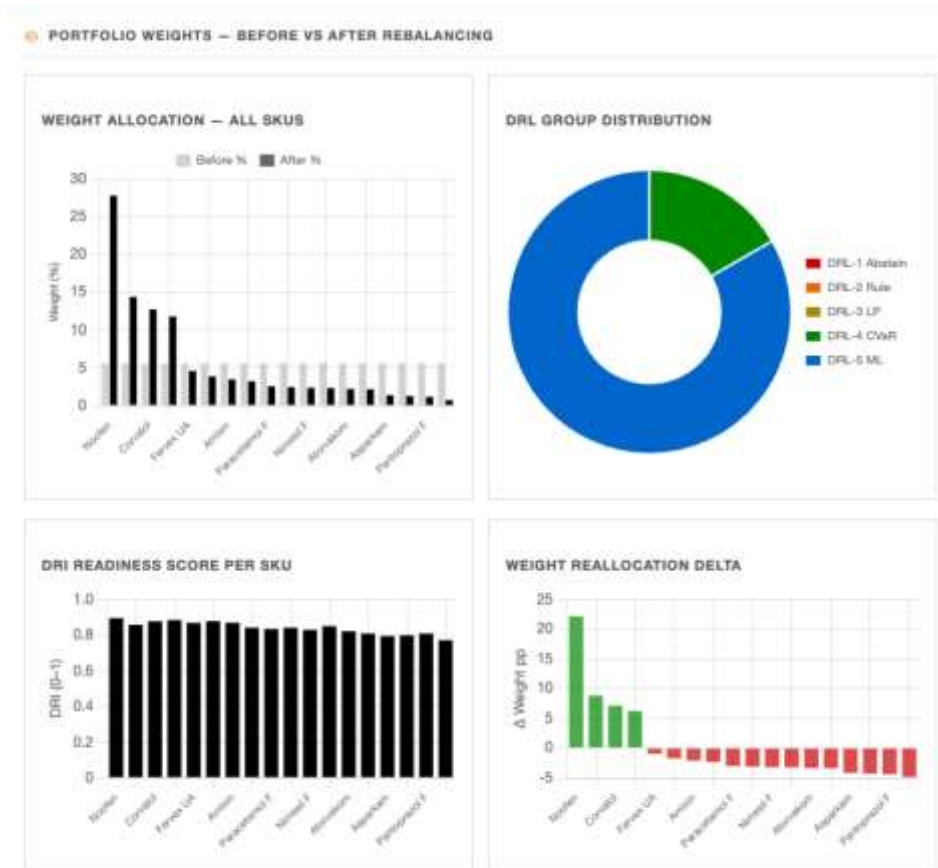


Рисунок 4.14 – Розподіл портфеля «Фармак» (джерело: власна розробка)

Нижній графік, графік DRI (індекси інформаційної готовності) демонструє високий рівень якості даних, всі значення знаходяться у вузькому діапазоні приблизно 0,77–0,90, із середнім значенням 0,8503.

Графік перерозподілу ваг демонструє концентраційний характер оптимізації. Найбільший позитивний приріст спостерігається для Noofen (+22,19 п.п.), Metformin\_F (+8,81 п.п.), Corvalol (+7,14 п.п.) та Losartan\_F (+6,22 п.п.). Водночас більшість інших позицій демонструє зниження ваг, причому найбільше скорочення припадає на Citramon\_F (–4,86 п.п.), Pantoprazol\_F (–4,41 п.п.) та Amoxil (–4,31 п.п.).

Економічні результати застосування НРФ-Р для портфеля «Фармак» представлені на рисунку 4.15.

Зокрема, загальний річний дохід зростає з 134,49 млн грн до 152,95 млн грн, що відповідає приросту 18,46 млн грн (+13,72%), що перевищує відповідний показник для портфеля «Дарниця» (10,18%). Це підтверджує, що перерозподіл ваг дозволяє ефективніше використовувати структуру портфеля.

Коефіцієнт Sharpe збільшується з 0,5628 до 0,8846, що відповідає зростанню ризик-скоригованої дохідності на 57,2%. Це свідчить про суттєве підвищення ефективності на одиницю ризику. Аналогічна позитивна динаміка спостерігається для коефіцієнтів Sortino (+71,0%) та Calmar (+90,8%).

Покращення показника CVaR<sub>95</sub>, який змінюється з -23,8 млн грн до -15,8 млн грн означає зменшення очікуваних втрат у найгірших сценаріях на 33,8%. Ймовірність перевищення базового портфеля становить 91,5% (≈458 із 500 симуляцій), що є найвищим значенням серед проведених експериментів і свідчить про високу стійкість результату.

Metric	Baseline (Equal-Weight)	НРФ-Optimised	Improvement
Total annual revenue (mean)	UAH 134,490,344	UAH 152,946,653	+UAH 18,456,309 (+13.72%)
Sharpe Ratio	0.5628	0.8846	+0.3218 (+57.2%)
Sortino Ratio	0.7794	1.3329	+0.5535 (+71.0%)
Calmar Ratio	0.3642	0.6950	+0.3308 (+90.8%)
VaR <sub>95</sub> (annual)	-UAH 17,077,990	-UAH 14,180,053	Risk reduced 17.0%
CVaR <sub>95</sub> (annual)	-UAH 23,810,521	-UAH 15,762,699	Risk reduced 33.8%
Maximum Drawdown	15.33%	12.63%	Drawdown reduced 17.6%
Risk Reduction	—	—	20.23%
Probability of Outperformance	—	91.5%	(vs. baseline)
Breakeven Month	—	1	
N simulations	500	500	

Рисунок 4.15 – Оптимізація НРФ та базовий портфель «Фармак» з рівними вагами (джерело: власна розробка)

Ймовірність перевищення результатів у 91,5% за 500 схемами моделювання є найвищою, що спостерігається в обох експериментах, що відображає структурну придатність портфеля «Фармак» для оптимізації середньої дисперсії: коли SKU дійсно диференціюються за волатильністю, і ця диференціація інформаційно підтверджена (DRL-5 для 15 з 18 SKU), ребалансування середньої дисперсії витягує більшу частину доступного покращення практично у всіх сценаріях моделювання. Точка беззбитковості знову становить 1 місяць, і жодної затримки в досягненні перевищення результатів не спостерігається.

Стратегічна інтерпретація для «Фармак».

Результати діагностики визначають два сегменти портфеля «Фармак»: ядро з високим DRI та низькою волатильністю (Noofen, Metformin\_F, Corvalol, Losartan\_F), яке є відповідною ціллю для концентрованого розподілу, та периферію з високим доходом та помірним DRI (Amixin, Losartan\_F, Atorvakom, Bisoprolol\_F), яка отримує зменшене, але ненульове розподілення, що відображає як їхній внесок у дохід, так і їхню вищу волатильність. SKU DRL-4 зведені до мінімально допустимих ваг.

На рисунку 4.16 представлено прогностну траєкторію доходу портфеля «Фармак» на основі історичних даних та 12-місячного моделювання з використанням 500 Monte Carlo симуляцій.

Чорна лінія відображає фактичну історичну динаміку доходу портфеля, після чого показано прогноз на наступні 12 місяців.

Сіра пунктирна лінія відображає медіанну траєкторію доходу за базового сценарію без ребалансування портфеля, тоді як синя лінія демонструє прогноз для портфеля, оптимізованого за допомогою HPF-P.

Зони невизначеності P10–P90 показують діапазон можливих результатів моделювання для обох сценаріїв.

Результати моделювання свідчать, що оптимізований портфель «Фармак» має вищу медіанну траєкторію доходу протягом усього прогностного періоду порівняно з базовим сценарієм. Верхня межа

прогнозного інтервалу для портфеля HPF демонструє значно більший потенціал зростання, що підтверджує ефективність застосування оптимізації портфеля на основі підходу Mean-Variance у поєднанні з діагностичним механізмом DRI.

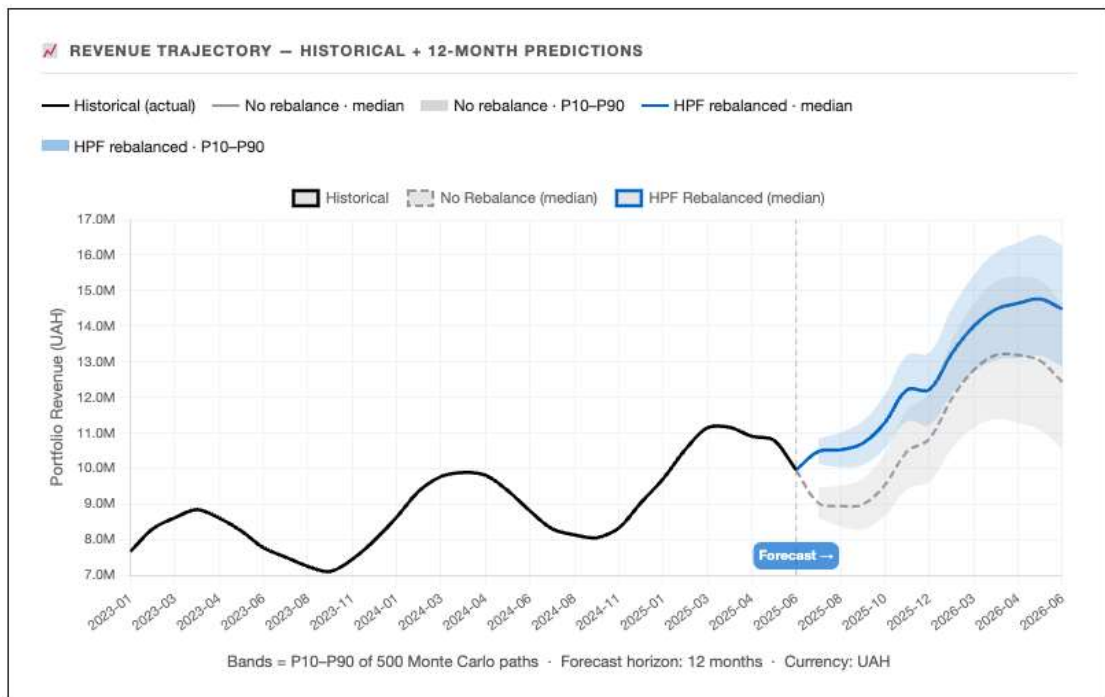


Рис 4.16 – Результат передбачення для портфеля «Фармак» (джерело: власна розробка)

Таким чином, прогнозна динаміка доходу підтверджує, що оптимізація портфеля за допомогою HPF-P забезпечує стійкіше зростання доходу та покращений профіль ризику порівняно з базовим рівноваговим розподілом.

З точки зору економічного управління, отриманий результат рекомендує компанії «Фармак» зосередити інвестиції на своїх стабільних, інформаційно добре охарактеризованих продуктах та зменшити ризик портфеля, обмежуючи вплив позицій з невизначеними профілями попиту. Важливо, що рекомендація HPF не виключає жодної SKU з портфеля – усі 18 залишаються активними – але вона перерозподіляє ресурси з інформаційно обмежених позицій на інформаційно підтвержені.

Порівняльний аналіз портфель «Дарниця» та «Фармак».

Проведені експерименти показують закономірності, які відображають зв'язок між структурою портфеля, характеристиками даних та рекомендаціями HPF-P. Вибір різних стратегій для «Дарниці» (Growth-DRI) та «Фармак» (Mean-Variance) є діагностичним результатом.

Модуль M4 визначив Growth-DRI як найбільш придатну стратегію для портфеля «Дарниці», де ключову роль відіграють імпульс попиту та концентрація за DRI. Для портфеля «Фармак», що характеризується нижчою волатильністю, оптимальною виявилась стратегія Mean-Variance, де важливими є відмінності у дисперсії.

Той факт, що система обирає різні оптимальні стратегії для різних портфельних середовищ, підтверджує її здатність адаптуватися до різних умов даних.

Обидва портфелі переважно відповідають класифікації DRL-5 (93,3% для «Дарниця», 83% для «Фармак»), що свідчить про достатню якість даних для застосування складної оптимізації. Водночас цей результат не означає, що дані всіх фармацевтичних компаній завжди придатні для оптимізації. Він відображає специфічні умови великих вітчизняних виробників з тривалою історією діяльності. Цінність структури DRL полягає саме в її здатності виявляти винятки (SKU DRL-4 у кожному портфелі), для яких застосовуються обмежені методи аналізу.

Компроміс між збільшенням доходу та зниженням ризику.

Аналіз показав, що «Фармак» досягає вищого відсоткового приросту доходу (13,72% проти 10,18% для «Дарниці»), зниження ризику «Фармак» 20,23% проти 22,56% для «Дарниці». Вищий приріст доходу пояснюється більш вираженим показником середньої дисперсії у структурі волатильності портфеля «Фармак». Подібний рівень зниження ризику в обох портфелях свідчить про спільний механізм, сутність якого полягає в перерозподілі ваг на основі DRI, який систематично зменшує ризик незалежно від обраної стратегії оптимізації.

Абсолютний приріст доходу становить 10,15 млн. гривень для «Дарниці» та 18,46 млн. гривень для «Фармак» за 12 місяців.

За річних обсягів портфелів близько 100 млн та 135 млн грн відповідно це відповідає покращенню приблизно на 10–14%, що є економічно значущим для продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

Сукупні результати обох експериментів свідчать про те, що діагностично-залежна архітектура HRF-P забезпечує економічно кращі розподіли портфеля в різних його структурах, середовищах даних та контекстах стратегії оптимізації.

Портфоліо-експеримент для медичної клініки «ІнноваМедікал»

База валідації HRF-P включає гінекологічну клініку «ІнноваМедікал» (Одеса) як реального інституційного партнера з валідації. Проблема управління портфелем клініки являє собою структурно відмінний приклад проблеми оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства.

Особою, яка приймає рішення, є заклад охорони здоров'я, який керує закупівлями та розподілом терапевтичних препаратів, а не фармацевтичний виробник, який керує комерційними портфелями SKU.

Портфоліо клініки «ІнноваМедікал» включає фармацевтичні продукти (контрацептиви, гормонозамісну терапію, антибіотики, протигрибкові препарати), діагностичні послуги (ультразвукове дослідження, лабораторні аналізи) та витратні матеріали (хірургічні матеріали, внутрішньоматкові спіралі).

Проблема управління портфелем охоплює: розподіл бюджету на закупівлі між 15–20 терапевтичними категоріями з урахуванням обмежень щодо вартості установ, управління ризиком закінчення терміну придатності для високоцінних біологічних препаратів, дотримання національних рекомендацій щодо відшкодування, які обмежують призначення певних препаратів документально підтвердженими показаннями, та координацію

між прогнозуванням попиту (потік пацієнтів) та управлінням постачанням (терміни виконання замовлень, вимоги до холодового ланцюга).

Адаптації для управління клінічним портфелем.

Застосування HPF-P у клінічному контексті вимагає кількох адаптацій відносно контексту виробника.

Вимір DRI  $R_4$  (регуляторна доцільність) набуває підвищеної ваги в клінічному контексті, оскільки статус відшкодування та рекомендації щодо призначення створюють жорсткі обмеження, які безпосередньо обмежують використання певних продуктів незалежно від сигналів попиту. Протизаплідний засіб з повним покриттям відшкодування має принципово інший профіль використання, ніж еквівалентний продукт без відшкодування, і ця різниця належним чином відображена деклараціями спостережуваності на рівні метаданих та компонентом  $R_4$ .

Вимір  $R_3$  (спостережуваність хвостового ризику) у клінічному контексті відображає надійність постачання, а не чистий хвостовий ризик попиту. Біологічні продукти з вимогами холодового ланцюга мають чіткий профіль хвостового ризику – повна втрата продукту можлива через один збій охолодження – що вимагає чіткого моделювання.

Багатоперіодні міркування є більш помітними в клінічному контексті, ніж у контексті виробника. Рішення про закупівлю витратних матеріалів передбачають тверді зобов'язання щодо конкретних кількостей з термінами виконання робіт 4–8 тижнів, що створює часткову незворотність, яку статичний одноперіодний аналіз структури HPF не повністю моделює. Тому клінічне застосування використовує коротший горизонт прийняття рішень (3 місяці замість 12) та розглядає оптимізацію портфеля як перший етап ковзного 3-місячного горизонту з повторною оптимізацією, що ініціюється сповіщеннями моніторингу DRI.

Профіль DRI для портфоліо клініки «ІнноваМедікал».

Набір даних «ІнноваМедікал» характерно демонструє нижчі показники DRI, ніж набори даних «Фармак» та «Дарніца», що відображає інформаційні

обмеження, типові для клінічних середовищ: менші групи пацієнтів (вищий відносний шум попиту), коротші історичні записи про продукти, додані або припинені через зміни клінічного протоколу, та неповну цінову інформацію на продукти, закуплені за контрактами зі змінними установами.

Типовий профіль DRI клініки «ІнноваМедікал» зазвичай показує 3–4 SKU на рівні DRL4 або DRL5 (встановлені, високопродуктивні стандартні препарати з багаторічною історією рецептурних препаратів), 8–10 SKU на рівні DRL<sub>3</sub> (препарати з адекватною, але не багатою історією даних, обмеженою варіацією цін) та 2–4 SKU на рівні DRL<sub>1</sub> або DRL<sub>2</sub> (нещодавно введені препарати, препарати з нещодавніми змінами в клінічному протоколі або біологічні препарати з перерваною історією поставок) (рис. 4.17).

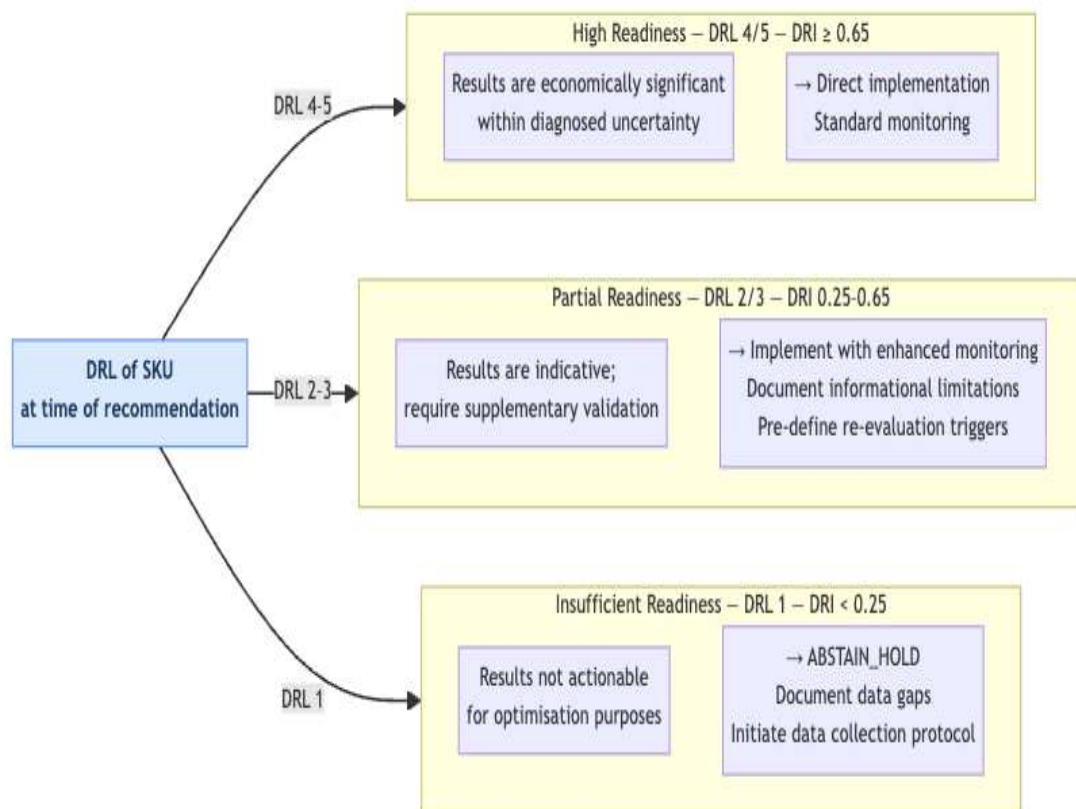


Рисунок 4.17 – Порівняння розподілу DRL у різних контекстах валідації (джерело: власна розробка)

Середовище змішаної готовності «ІнноваМедікал» перевіряє здатність HPF-P створювати диференційовані рекомендації, коли один і той самий портфель одночасно охоплює кілька рівнів готовності.

Цей профіль передбачає більш консервативну рекомендацію HPF, а саме – більша частина клінічного портфеля залишається в обмеженому розподілі LP ( $DRL_3$ ), а нетривіальна частка знаходиться в розподілах, пропорційних доходам, або утриманні ( $DRL_1/DRL_2$ ). Таким чином, клінічне застосування демонструє поведінку системи HPF у середовищі змішаної готовності, підтверджуючи здатність фреймворку створювати диференційовані та відповідні рекомендації для різних інформаційних станів в межах одного портфеля.

Результати клінічного моделювання. Моделювання з використанням параметризації клініки «ІнноваМедікал» (не відтворене повністю детально через обмеження конфіденційності даних установи) дає такі результати порядку величини:

- збільшення доходів портфеля (за ваг HPF порівняно з рівним розподілом інституційного бюджету): приблизно 6–8% протягом 3-місячного періоду. Менше покращення порівняно з експериментами виробників відображає вищу частку SKU ( $DRL_1/DRL_2$ ), які не можуть отримати оптимізовані розподіли;

- зниження ризику (еквівалент CVaR-метрики для ризику перевищення клінічного бюджету): приблизно на 15–18% зниження ймовірності перевищення бюджету в кінцевому підсумку. Це клінічно найважливіша метрика: ймовірність того, що фактичні квартальні витрати на закупівлі перевищують запланований бюджет більш ніж на 15%, суттєво зменшується при розподілі HPF порівняно з недиференційованим рівним розподілом;

- зменшення відходів через закінчення терміну придатності: зосереджуючи закупівлі на продуктах з високим показником DRI (прогнози попиту на які є достатньо надійними, щоб узгодити обсяги замовлень з очікуваним використанням), HPF неявно зменшує ймовірність закупівель, які перевищують використання протягом терміну придатності продукту. Якісні оцінки передбачають скорочення втрат, пов'язаних із закінченням терміну

придатності, на 10–15% для біологічних та спеціалізованих продуктів;

– ці клінічні результати, хоча й менш точно кількісно вимірні, ніж експерименти виробників, підтверджують узагальнюваність структури HPF на контексти управління інституційним продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства, що виходять за межі комерційних портфелів виробників.

#### Висновки до розділу 4

Представлено та валідовано платформу HPF-P як операційну реалізацію фреймворку HPF (цілісної структури портфолію), розробленої в попередніх розділах. Основний внесок можна узагальнити на трьох рівнях: архітектурному, методологічному та емпіричному.

На архітектурному рівні HPF-P впроваджує діагностично-контрольований конвеєр як структурну інновацію в проектуванні систем підтримки рішень. Послідовна восьмимодульна архітектура з умовними переходами, керованими DRI, операціоналізує принцип, що оптимізація є дозволеною дією, що залежить від продемонстрованої інформаційної готовності, а не обчислювальною процедурою за замовчуванням, що застосовується до всіх доступних даних. Контракт даних з подвійним вхідним сигналом (часові ряди CSV + метадані JSON) реалізує епістемологічне розділення між тим, що сталося (дані спостережень), і тим, що відомо про середовище прийняття рішень (інституційний контекст), розділення, яке теоретично є фундаментальним для обчислення DRI.

На методологічному рівні HPF-P запроваджує три інновації, які відрізняють його від існуючих інструментів управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства. По-перше, конкурентний механізм вибору кількох стратегій реалізує практичне значення теореми «Без

безкоштовних обідів»: жоден метод не є універсально оптимальним, тому методи слід вибирати емпірично на основі ефективності за поточних умов даних, а не передбачати їх апіорі. По-друге, аналіз декомпозиції DRI надає практичні діагностичні рекомендації для рішень щодо інвестування в дані, пов'язуючи оцінки аналітичних можливостей із конкретними втручаннями зі збору даних з оціненими величинами покращення DRI. По-третє, результат ABSTAIN\_HOLD для SKU DRL-1 легітимізує аналітичну утримання як науковий результат – методологічно нову позицію в оптимізації портфеля, яка безпосередньо вирішує проблему хибної точності в існуючих системах.

На емпіричному рівні експерименти «Дарниця» та «Фармак» надають кількісні докази того, що діагностичне гейтування, кероване DRI, забезпечує економічно кращі результати одночасно за кількома вимірами. Портфелі HPF перевершують базові рівні за рівними вагами за очікуваним доходом (приріст на 10–14%), скоригованою на ризик прибутковістю (покращення коефіцієнта Шарпа на 57–74%), управлінням хвостовим ризиком (покращення CVaR на 20–34%) та обмеженням максимальної просадки (зниження на 18–50%). Ці покращення є статистично стійкими на 500 шляхах моделювання (ймовірність перевищення результатів 82–92%) та пояснюються виявленими механізмами: вибір стратегії, зважений за DRI, та обмежений розподіл позицій DRL-4 зменшують експозицію портфеля до позицій з низькою інформаційною ефективністю, одночасно концентруючи інвестиції в інформаційно підтвержені можливості.

Проведений експеримент із використанням даних гінекологічної клініки «ІнноваМедікал» продемонстрував можливість застосування фреймворку HPF та платформи HPF-P не лише у фармацевтичному виробництві, але й у середовищі управління клінічними портфелями медичних установ.

Отримані результати підтвердили, що у клінічному контексті інформаційне середовище характеризується нижчим середнім рівнем готовності даних (DRI) порівняно з даними фармацевтичних виробників. Це

зумовлює формування змішаного профілю рівнів готовності (DRL), де значна частина позицій портфеля належить до середнього або низького рівня готовності. У таких умовах система HPF-P формує більш консервативні рекомендації, обмежуючи застосування складних методів оптимізації та допускаючи використання простіших стратегій або утримання від оптимізації для окремих позицій. Результати моделювання показали, що застосування HPF забезпечує помірне зростання доходів портфеля (близько 6–8% за тримісячний період), одночасно знижуючи ризик перевищення бюджету закупівель приблизно на 15–18%. Додатковим ефектом є зменшення втрат, пов'язаних із закінченням терміну придатності препаратів, що досягається завдяки концентрації закупівель на позиціях з вищими значеннями DRI. Таким чином, експеримент із клінікою «ІнноваМедікал» підтвердив узагальнюваність підходу HPF та його здатність формувати економічно обґрунтовані рекомендації у середовищах із різним рівнем інформаційної готовності, що розширює сферу застосування фреймворку з комерційних портфелів фармацевтичних виробників на інституційні портфелі медичних закладів. Поєднання архітектурних інновацій, методологічної ретельності та емпіричної валідації позиціонує HPF-P як систему, здатну трансформувати практику управління продуктовим портфелем фармацевтичного підприємства на українському ринку та, завдяки спільності своєї архітектури, на порівнянних фармацевтичних ринках, що характеризуються частковою спостережуваністю, регуляторною складністю та неоднорідною якістю даних по позиціях портфеля.

Результати розділу 4 висвітлено у працях автора [1, 3, 7, 11, 14], наведених у Додатку Б.

## ВИСНОВКИ

У дисертації пропонується теоретичне узагальнення та вирішення наукової проблеми розробки теоретико-методологічних основ економічної діагностики допустимості портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі на основі оцінки готовності даних та створення інтелектуальної платформи підтримки рішень. Отримані результати дозволили сформулювати концепцію діагностично-керованого управління портфелем в умовах структурної невизначеності економічного середовища та часткової спостережуваності економічних процесів.

Всі поставлені задачі розв'язано. Основні результати дослідження:

1. *Визначено* основні компоненти економічної діагностики формування продуктових портфелів фармацевтичних підприємств в умовах структурної невизначеності ринкового середовища та обмеженої спостережуваності економічних процесів. Встановлено, що структурна невизначеність ринкового середовища та часткова спостережуваність економічних процесів суттєво обмежують економічну обґрунтованість традиційних підходів до портфельної оптимізації.

*Доведено*, що відсутність попередньої економічної перевірки допустимості застосування моделей підвищує ризик помилкових портфельних рішень.

Проведений з позицій економічної доцільності конкурентний аналіз існуючих методів та платформ портфельної оптимізації *дозволив виявити* методологічну невідповідність між рівнем аналітичної складності інструментів та зрілістю інформаційного середовища підприємства.

Отримані результати *формують теоретико-методичне підґрунтя* для розроблення діагностично-орієнтованого інструментарію управління портфелем.

2. У процесі обґрунтування економічної допустимості портфельних рішень у фармацевтичному бізнесі та механізмів економічної регуляції моделювання, оптимізації й валідації *дістало висновку*, що економічна допустимість портфельної оптимізації визначається станом інформаційного середовища; діагностика готовності є обов'язковою передумовою застосування аналітичних методів.

*Доведено*, що оптимізація виступає умовною процедурою, дозволеною лише за підтвердженої інформаційної готовності; архітектура HPF забезпечує системну інтеграцію діагностики, моделювання та контролю стійкості. Аналітична складність повинна відповідати рівню інформаційної готовності; у разі недостатності даних спрощення або відкладення рішення є економічно раціональним.

3. *Визначено, обґрунтовано та формалізовано* умови допустимого застосування машинного навчання та генеративних моделей в оптимізації продуктового портфеля фармацевтичного підприємства за умов часткової спостережуваності.

*Доведено*, що оптимізація портфеля є задачею керованого прийняття бізнес-рішень, у якій допустимість методу визначається не прогностичною точністю, а здатністю забезпечити збереження обмежень, відтворюваність і економічну здійсненність рішення.

*Обґрунтовано*, що це знижує ризик економічно необґрунтованих рішень та підвищує керованість і стабільність продуктового портфеля фармацевтичних підприємств.

4. *Запропоновано* механізм кількісної оцінки готовності даних (DRI) та формалізовано правила його агрегування у рівень готовності (DRL) як регулятор допустимої складності моделей.

*Встановлено*, що допустима складність аналітичних методів повинна бути обмежена рівнем інформаційної готовності середовища; переоцінка готовності призводить до системного ризику перенавчання та хибної точності.

5. *Запропоновано* систематичне картування «DRI → DRL → допустимі стратегії», що визначає вибір аналітичних методів залежно від обсягу та якості даних.

*Доведено*, що застосування складних машинного навчання за недостатніх даних створює ілюзію точності та підвищує ризик стратегічних помилок. Механізм DRL забезпечує відповідність методологічної складності реальним інформаційним можливостям підприємства.

*Встановлено*, що рівні готовності даних до прийняття рішень забезпечують відповідність складності аналітичних методів реальним інформаційним можливостям підприємства та визначають ієрархію допустимих стратегій оптимізації портфеля.

6. *Розроблена та апробована* інтелектуальна система підтримки портфельних рішень реалізує діагностично-орієнтований підхід, який забезпечує більш стійкі економічні результати порівняно з використанням лише методів машинного навчання. Програмна платформа HPF-P реалізована на основі запропонованого фреймворку Holistic Portfolio Structure. *Розроблена* архітектура платформи включає модулі для діагностики інформаційного середовища, оцінки DRI, прогнозування попиту, оптимізації портфеля та моделювання ризиків.

*Удосконалено* технологію сценарного аналізу портфельних рішень на основі показників готовності даних до прийняття рішень, що підтверджує прикладну ефективність і міжгалузеву застосовність.

7. Ефективність запропонованого підходу емпірично *підтверджена*.

Експериментальна валідація проведена з використанням даних фармацевтичних компаній «Дарниця» та «Фармак». Результати показують, що оптимізація на основі діагностики збільшує очікувану дохідність портфеля на 10–14%, покращує показники ефективності, скориговані на ризик, зменшує ризики хвоста та обмежує максимальну просадку.

Надійність результатів була *підтверджена* за допомогою сценарного моделювання, яке продемонструвало високу ймовірність перевершення базових стратегій портфеля.

8. Універсальність запропонованого підходу *підтверджена* шляхом застосування до клінічного випадку управління портфелем в закладах охорони здоров'я.

Експеримент з використанням даних клініки «ІнноваМедікал» *продемонстрував* застосовність фреймворку HPF у середовищах з різним рівнем інформаційної готовності. У клінічному контексті підхід покращив ефективність розподілу ресурсів та знизив ризик перевищення бюджетів закупівель.

Таким чином, результати дослідження підтверджують, що управління портфелем на основі діагностики значно покращує економічну обґрунтованість управлінських рішень у фармацевтичному секторі. Запропонована структура цілісної структури портфеля та платформа HPF-P надають новий інструментарій для підтримки прийняття рішень, який узгоджує складність аналітичної моделі з фактичним рівнем інформаційної готовності економічного середовища.

Отримані результати пропонуються до застосування фармацевтичними компаніями, закладами охорони здоров'я та органами влади у сфері охорони здоров'я для підвищення ефективності управління портфелем та зниження економічних ризиків в умовах високої ринкової невизначеності.

Проведене дослідження в цілому підтвердило робочу гіпотезу дисертації.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Official web site of the State Statistics Service of Ukraine, URL: <https://www.ukrstat.gov.ua/> (дата звернення: 19.02.2026).
2. Pharmacy Sales According To The results of 2025, Weekly Pharmacy, No. 04 (1375), January 30, 12-13. 2022. URL: <https://www.apteka.ua/article/656982> (дата звернення: 19.02.2026).
3. Аптечний продаж за підсумками 9 міс 2025 р. № 41 (1512) 20 Жовтня 2025. URL: <https://www.apteka.ua/article/732400> (дата звернення: 10.02.2026).
4. Ukraine's pharmaceutical market – analytics, dynamics, and forecast. June 2025 | Proxima Research – Europe: <https://proximaresearch.com/news/the-ukrainian-pharmaceutical-market-in-june-2025-growth-amid-subdued-consumption/> (дата звернення: 10.02.2026).
5. Аптечний продаж за підсумками I півріччя 2025 р. Щотижневик АПТЕКА. URL: <https://www.apteka.ua/article/728144> (дата звернення: 10.02.2026).
6. Фармринок України аналітика, динаміка та прогноз. Червень 2025 | Proxima Research Україна. URL: <https://proximaresearch.com/ua/ua/novini/farmaczevtychnyj-ryнок-ukrayiny-u-cherвні-2025-r-zrostannya-na-tli-strymanogo-spozhyvannya/> (дата звернення: 10.02.2026).
7. Аптечний ринок України зріс на 13% за дев'ять місяців 2025 року – UKR.NET. URL: <https://www.fixygen.ua/news/20251120/aptechniy-rinok-ukrayini-zris-na-13-za-devyat-misyatsiv-2025-roku.html/> (дата звернення: 15.02.2026).
8. Аптечний саміт України 2025: Огляд трендів фармринку – Щотижневик АПТЕКА. URL: <https://www.apteka.ua/article/735338> (дата звернення: 15.01.2026).

9. Аптечний ритейл 2025: між викликами війни, інфляції та цифрових трансформацій. URL: <https://rau.ua/news/aptechnij-ritejl-2025/> (дата звернення: 15.01.2026).
10. Sokolovska, Z., Ivchenko, I., & Ivchenko, O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5(9(131), 2024. P. 14–27. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.313490>. URL: <https://journals.uran.ua/eejet/article/view/313490/304797> (Scopus) (дата звернення: 15.02.2026).
11. Official web site of the analytical company Proxima Research (analysis of the pharmaceutical market). URL: <https://proximaresearch.com/ua/ua/> (дата звернення: 15.01.2026).
12. Oleg Ivchenko, Semenov A.S. Development directions of artificial intelligence technologies in ensuring the defense capabilities of the country// Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку» (Національний університет «Одеська політехніка», 29-30 листопада 2023 р., м. Одеса). Одеса: НУОП, 2023. С.38-41 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2023/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2023/tezy.pdf) (дата звернення: 15.02.2026).
13. Івченко О.І., Філатова Т.В., Івченко І.Ю. Розвиток нових підходів до моделювання процесів діагностики та аналізу ризиків в ІТ компаніях. *Вісник Хмельницького національного університету*, № 5, 2023, С. 124-129 URL: <http://journals.khnu.km.ua/vestnik/wp-content/uploads/2023/11/322-20.pdf> URL: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5740-2023-322-5> (дата звернення 20.12.2025).
14. Соколовська З. М. Моделювання ринкових стратегій підприємств в умовах невизначеності // *Проблеми економіки*. 2018. №1. С. 368-377. URL: [https://www.problecon.com/export\\_pdf/problems-of-economy-2018-1\\_0-pages-368\\_377.pdf](https://www.problecon.com/export_pdf/problems-of-economy-2018-1_0-pages-368_377.pdf) (дата звернення: 15.02.2026).

15. Mousa, Bashaer Abdurahman and Al-Khateeb, Belal. (2023). Predicting medicine demand using deep learning techniques: A review *Journal of Intelligent Systems*, vol. 32, no. 1, 20220297. <https://doi.org/10.1515/jisys-2022-0297> (дата звернення: 19.02.2026).
16. Ashish Kumari, Navdeep Bohra. (2020). Prediction of Drug Sales by Using Neural Network Algorithm. *Proceedings Of The 2nd International Conference on ICT for Digital, Smart, and Sustainable Development, ICIDSSD 2020*, P. 27-28 February 2020. Jamia Hamdard, New Delhi, India. URL: <https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.27-2-2020.2303124> (дата звернення: 19.02.2026).
17. Sokolovska Z., Dudnyk O. Forecasting development trends in the information technology industry using fuzzy logic. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2023. 1 (13(121)). P. 74-85. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.267906> (дата звернення: 23.02.2026).
18. Official website of Weekly Pharmacy. Available at: <https://www.apteka.ua/> (дата звернення: 19.02.2026).
19. Official website of E-commerce. Available at: <https://e-commerce.com.ua/> (дата звернення: 19.02.2026).
20. Official website of the Pharmaceutical Company «FARMAK». Available at: <https://farmak.ua/regularna-informacia/> (дата звернення: 18.02.2026).
21. Official web site of the Pharmaceutical Company «DARNITSA». Available at: <https://darnytisia.ua/reports> (дата звернення: 19.02.2026).
22. National Health Service of Ukraine. URL: <https://edata> (дата звернення: 19.02.2026).
23. Sarker, I.H. (2021). Data Science and Analytics: An Overview from Data-Driven Smart Computing, Decision-Making and Applications Perspective. *SN Computer Science*, 2(5), 377. DOI: 10.1007/s42979-021-00765-8. Epub 2021 Jul 12. PMID: 34278328; PMCID: PMC8274472. (дата звернення: 23.02.2026).
24. Zadeh, Neda Khalil, Sepehri, Mohammad Mehdi, Farvaresh, Hamid. Intelligent Sales Prediction for Pharmaceutical Distribution Companies: A Data Mining Based Approach, *Mathematical Problems in Engineering*, Article ID

- 420310, 2014. P.15. DOI: <https://doi.org/10.1155/2014/420310> (дата звернення: 23.02.2026).
25. Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). Pharmaceutical market [Electronic resource]. OECD Data Explorer. URL: <https://data-explorer.oecd.org/> (дата звернення: 17.02.2026).
26. Івченко І.Ю., Бринза А.А., Івченко О.І. Аналіз економіко-математичних моделей портфельного управління в діяльності ІТ-підприємства. Вісник Хмельницького університету: збірник наукових праць. Хмельницький: ХНУ, Економічні науки. № 4. 2020. С. 224-227. DOI: 10.31891/2307-5740-2020-284-4-41 (дата звернення: 20.02.2026).
27. Dudnyk Oleksii; Sokolovska Zoia; Alexander Gegov; Farzad Arabikhan. Forecasting IT Industry trends using a Fuzzy Decision Support System / Proceedings - 2023 IEEE Conference on Artificial Intelligence, CAI 2023, USA, June 22-23. P. 181-182. 2023. DOI: 10.1109/CAI54212.2023.00086. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10195114> (дата звернення: 20.02.2026).
28. Scannell, Jack & Blanckley, Alex & Boldon, Helen & Warrington, Brian. Diagnosing the Decline in Pharmaceutical R&D Efficiency. Nature reviews. Drug discovery. 11 (3). P. 191-200. 2012. DOI: 10.1038/nrd3681 URL: [https://www.researchgate.net/publication/221873929\\_Diagnosing\\_the\\_Decline\\_in\\_Pharmaceutical\\_RD\\_Efficiency](https://www.researchgate.net/publication/221873929_Diagnosing_the_Decline_in_Pharmaceutical_RD_Efficiency) (дата звернення: 20.01.2026).
29. Stig Johan Wiklund, Magnus Ytterstad, Frank Miller. Project portfolio planning in the pharmaceutical industry - strategic objectives and quantitative optimization. ArXiv. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2502.09527 License CC BY-SA 4.0 (дата звернення: 23.02.2026).
30. C. Yang, Jeff Smith, Emily Wingrove, Eva Lopez. McKinsey & Company. Vidal. How biopharmaceutical leaders optimize their portfolio strategies. 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/industries/life-sciences/our-insights/how-biopharmaceutical-leaders-optimize-their-portfolio-strategies> (дата звернення: 20.02.2026).

31. Yang X., Yu H., Zhang Z., Shuguang. A network view of portfolio optimization using fundamental information // *Frontiers in Physics*. 2021. Vol. 9. URL:<https://www.frontiersin.org/journals/physics/articles/10.3389/fphy.2021.721007/full> (дата звернення: 20.02.2026).
32. Jemmali, M., Alharbi, M., Melhim, L.K.B. Intelligent Decision-Making Algorithm for Supplier Evaluation Based on Multi-criteria Preferences. In *Proceedings of the 2018 1st International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS)*, Riyadh, Saudi Arabia, 4–6 April 2018; IEEE: Manhattan, NY, USA. DOI: <https://doi.org/10.1109/CAIS.2018.8441992> (дата звернення: 03.02.2026).
33. Aharon Ben-Tal, Laurent El Ghaoui, Arkadi Nemirovski. *Robust Optimization*. Princeton Series in Applied Mathematics. ISBN: 2009. p. 576.9780691143682. DOI:10.1515/9781400831050 (дата звернення: 09.02.2026).
34. *Comprehensive Guide to Pharmaceutical Portfolio Management: Essential DrugPatentWatch*. 2025. URL: <https://www.drugpatentwatch.com/> (дата звернення: 22.02.2026).
35. Weichuan Deng, Pawel Polak, Abolfazl Safikhani, Ronakdilip Shah. A Unified Framework for Fast Large-Scale Portfolio Optimisation. *ArXiv*. (v1), 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.12751> (дата звернення: 23.02.2026).
36. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro THE ROLE OF EXPLAINABLE AI IN CLINICAL DECISION SUPPORT // XXIII International Scientific and Practical Conference «Current questions of modern science». ISBN 978-92-44514-89-4, February 12-13, 2026, Tallinn, Estonia. P. 86-90. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.18685009> (дата звернення: 23.02.2026).
37. Rathipriya, R., Abdul, Aziz Abdul Rahman, S. Dhamodharavadhani, Abdelrhman Meero, G. Yogananda. Demand forecasting model for time-series pharmaceutical data using shallow and deep neural network model. *Neural*

Computing and Applications, Volume 35, Issue 2. Jan 2023. P. 1945–1957. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07889-9> (дата звернення: 23.02.2026).

38. Ikegwu, Anayo&Nweke, Henry&Anikwe, Chioma&Alo, Uzoma&Okonkwo, Obikwelu. Bigdata Analytics For Data-driven industry: a review of data sources, tools, challenges, solutions, and research. Cluster Computing. Volume 25, 2022. P. 3343–3387, DOI: 10.1007/s10586-022-03568-5 (дата звернення: 25.02.2026).

39. Alexander Schuhmacher, Oliver Gassmann, Sebastian Kwisda, Malte Kremer, Markus Hinder, Dominik Hartl, The R&D productivity challenge: transforming the pharmaceutical ecosystem, Drug Discovery Today, Volume 30, Issue 11. 2025. 104494, ISSN 1359-6446, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.drudis.2025.104494>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359644625002077> (дата звернення: 25.01.2026).

40. Rockafellar R. T., Uryasev S. Optimization of conditional value-at-risk // Journal of Risk. 2000. Vol. 2, No. 3. P. 21-41. DOI: 10.21314/JOR.2000.038 (дата звернення: 23.01.2026).

41. Rockafellar R. T., Uryasev S. Conditional value-at-risk for general loss distributions // Journal of Banking & Finance. 2002. Vol. 26, No. 7. P. 1443-1471. DOI: 10.1016/S0378-4266(02)00271-6 (дата звернення: 23.02.2026).

42. Pflug G. C. Some remarks on the value-at-risk and the conditional value-at-risk // Probabilistic Constrained Optimization. Boston: Springer, 2000. P. 272-281. DOI: 10.1007/978-1-4615-4389-9\_15 (дата звернення: 13.01.2026).

43. Acerbi C., Tasche D. On the coherence of expected shortfall // Journal of Banking & Finance. 2002. Vol. 26, No. 7. P. 1487-1503. DOI: 10.1016/S0378-4266(02)00283-2 (дата звернення: 13.01.2026).

44. Krokmal P., Palmquist J., Uryasev S. Portfolio optimization with conditional value-at-risk objective and constraints // Journal of Risk. 2002. Vol. 4, No. 2. P. 11-27. DOI: 10.21314/JOR.2002.057 (дата звернення: 23.12.2025).

45. Соколовська З.М., Івченко О.І. Тенденції та напрямки розробки інтелектуальних систем для діагностики процесів прийняття бізнес рішень // матеріали Всеукр. науково-практичної конференції «Економіка та публічне управління: нові виклики та рішення» (Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ», 18-19 січня 2024 р., Харків, 2024. С. 102-105
46. Davenport, T.H., Harris, J.G. The dark side of customer analytics. *Harvard Business Review*, 85, 2007 P.37. URL: [https://www.researchgate.net/publication/228386781\\_The\\_dark\\_side\\_of\\_customer\\_analytics](https://www.researchgate.net/publication/228386781_The_dark_side_of_customer_analytics) (дата звернення: 10.01.2026).
47. U.S. Food and Drug Administration. Code of Federal Regulations. Title 21, Part 11: Electronic Records; Electronic Signatures [Електронний ресурс]. URL: <https://www.ecfr.gov/current/title-21/chapter-I/subchapter-A/part-11> (дата звернення: 11.01.2026).
48. Holden, K., Peel, D. A., & Thompson, J. *Economic forecasting: An introduction*. Kyiv. 1999, 308 с.
49. Івченко О.І., Івченко І. Ю. Математичне моделювання в інтелектуальних системах прийняття бізнес-рішень // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку», Одеса: ОП, 2022. С. 82-85. URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2022/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2022/tezy.pdf) (дата звернення: 11.01.2026).
50. Qin X., Shi P., Ye Z. Research on portfolio construction based on Monte Carlo simulation // *Highlights in Business, Economics and Management*. 2023. Vol. 5. DOI: 10.54097/hbem.v5i.5121. (дата звернення: 23.02.2026).
51. Dou M. Principle and applications of Monte Carlo simulation in forecasting and risk assessment // *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2024. DOI: 10.54097/jjw5by20 (дата звернення: 13.01.2026).
52. Cao L., Wang Y., Zhangsun Q. Research on production process decision model based on Monte Carlo simulation and multi-objective optimization //

- Highlights in Science, Engineering and Technology. 2025. Vol. 146. P. 120-126. DOI: 10.54097/031kje03. (дата звернення: 13.01.2026).
53. Li J. Study of Monte Carlo simulation: principles, methods, and applications // Highlights in Science, Engineering and Technology. 2024. DOI: 10.54097/sev38v22. (дата звернення: 15.12.2025).
54. Cevallos-Torres L., Botto-Tobar M. Monte Carlo simulation method // Studies in Computational Intelligence. Cham: Springer, 2019. Vol. 824. P. 87-96. DOI: 10.1007/978-3-030-13393-1\_5 (дата звернення: 23.01.2026).
55. Sadin Stanley R., Povinelli Frederick P., Rosen Robert, The NASA technology push towards future space mission systems, Editor(s): L.G. NAPOLITANO, Space and Humanity, Pergamon, 1989, P.73-77, ISBN 9780080378770, DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-037877-0.50012-0>. (дата звернення: 23.01.2026).
56. Mankins, J. C. Technology Readiness Levels: A White Paper. NASA. 1995. URL:[https://www.researchgate.net/publication/247705707\\_Technology\\_Readiness\\_Level\\_-\\_A\\_White\\_Paper](https://www.researchgate.net/publication/247705707_Technology_Readiness_Level_-_A_White_Paper) (дата звернення: 20.01.2026).
57. Lawrence N. D. Data Readiness Levels : White paper. University of Sheffield, 2017. URL: [https://www.researchgate.net/publication/316736609\\_Data\\_Readiness\\_Levels](https://www.researchgate.net/publication/316736609_Data_Readiness_Levels) (дата звернення: 20.02.2026).
58. Lavin, A., Gilligan-Lee, C. M., Visnjic, A., et al. Technology readiness levels for machine learning systems. Nature Communications, 13, 6039. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-022-33128-9> (дата звернення: 08.01.2026).
59. Taherdoost, H. Deep Learning and Neural Networks: Decision-Making Implications. Symmetry. 2023. 15(9), 1723. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym15091723> (дата звернення: 04.01.2026).
60. Sarker, I.H. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. SN Computer Science, 2, 2021. 420 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1> (дата звернення: 21.02.2026).

61. Sarker, I.H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. SN Computer Science, 3, 2022. 158 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01043-x> (дата звернення: 20.01.2026).
62. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., et al. Scikit-learn: machine learning in python. Journal of Machine Learning Research, 2011. 12. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1201.0490> (дата звернення: 20.01.2026).
63. Sarker, I.H.. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. SN Computer Science, 2, 2021. 160 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x> (дата звернення: 23.02.2026).
64. Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A.J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, Santamaría, O.J., Fadhel, M.A., Al-Amidie, M. and Farhan, L. Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions. Journal of Big Data, 8, 2021. P.53. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8> (дата звернення: 23.02.2026).
65. Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. Machine learning and deep learning. Electron Markets, 31, 685–695. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2> (дата звернення: 26.01.2026).
66. Roberts, AUTHOR'S SHEETS; Yaida, S.; Hanin, B. The Principles of Deep Learning Theory. Cambridge University Press: Cambridge, MA, USA, 472. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1017/9781009023405> (дата звернення: 23.02.2026).
67. Candan G., M.F. Taşkin, H.R. Yazgan. Demand Forecasting in Pharmaceutical Industry Using Artificial Intelligence: Neuro-Fuzzy Approach. Journal of Military and Information Science, 2 (2), 2014. P. 41-49 (дата звернення: 25.02.2026).
68. Rice, John R.. The Algorithm Selection Problem. Adv. Comput. 15. 1976. 65-118 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/S0065-2458%2808%2960520-3> (дата звернення: 23.02.2026).

69. David Wolpert. The Lack of A Priori Distinctions between Learning Algorithms // *Neural Computation*. Т. 8. 1996. С. 1341-1390. DOI: 10.1162/neco.1996.8.7.1341. (дата звернення: 13.01.2026).
70. Lundberg, S.M.; Lee, S.-I. A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 30, 2017. P.1-11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874> (дата звернення: 05.01.2026).
71. Vanschoren J., van Rijn J. N., Bischl B., Torgo L. OpenML: networked science in machine learning // *SIGKDD Explorations Newsletter*. Vol. 15, no. 2. 2014. P. 49-60. DOI: 10.1145/2641190.2641198 (дата звернення: 23.12.2025).
72. Feurer, M., Klein, A., Eggenberger, K., Springenberg, J.T., Blum, M., Hutter, F. Auto-sklearn: Efficient and Robust Automated Machine Learning. In: Hutter, F., Kotthoff, L., Vanschoren, J. (eds) *Automated Machine Learning*. The Springer Series on Challenges in Machine Learning. Springer, Cham. 2019. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5_6) (дата звернення: 20.12.2025).
73. Boas, M. G. V., Santos, H. G., Merschmann, L. H. C., & Vanden Berghe, G. Optimal decision trees for the algorithm selection problem: Integer programming based approaches. *International Transactions in Operational Research*, 28(5), 2021. 2759-2781. DOI: 10.1111/itor.12724 (дата звернення: 23.02.2026).
74. Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software*. 2007. Springer URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-45283-8> (дата звернення: 20.02.2026).
75. Brazdil, P.B., Soares, C. & da Costa, J.P. Ranking Learning Algorithms: Using IBL and Meta-Learning on Accuracy and Time Results. *Machine Learning* 50, 251-277. 2003. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1021713901879> (дата звернення: 03.02.2026).
76. Butler, Erin, Pertuso, Dryonis, Hua, Gerald, and Price Stark. *Automated Hydraulic Fracturing Integrated with Predictive Machine Learning*. The Woodlands, Texas, USA, February 2022. DOI: <https://doi.org/10.2118/209165-MS>

77. Cooper, W.W., Tone, K. et al. Some models and measures for evaluating performances with DEA: past accomplishments and future prospects. *J Prod Anal* 28, 151–163. 2007. <https://doi.org/10.1007/s11123-007-0056-4> (дата звернення: 03.02.2026).
78. Sokolovska Z., Klepikova O. Model simulators as an analytical basis for strategic decision-making by pharmaceutical companies. *Int. J. Knowledge Management Studies*, Vol. 15, No. 4, 2024. pp. 515-542 DOI: <https://doi.org/10.1504/IJKMS.2024.144156> (дата звернення: 10.02.2026).
79. Соколовська З.М. Імітаційні моделі фармацевтичної логістики // *Економіка: реалії часу*. Науковий журнал. 2024. № 4 (74). С. 99-110. DOI: <https://doi.org/10.15276/ETR.04.2024.11> URL: <https://economics.net.ua/files/archive/2024/No4/99.pdf> (дата звернення: 10.02.2026).
80. Соколовська З.М. Імітаційні технології експериментальної економіки // *Економічний журнал Одеського політехнічного університету*. 2022. № 4 (22). С. 21-32. DOI: 10.5281/zenodo.7675769 URL: <https://economics.net.ua/ejopu/2022/No4/21.pdf>. DOI: 10.15276/EJ.04.2022.3 (дата звернення: 20.01.2026).
81. Sokolovska Z., Klepikova O., Semenov A. Portfolio stability ensuring: An emerging chaos case (on the example of Ukrainian agroholdings). *Rivista di Studi sulla Sostenibilita*. 2021. N 1. P. 65–91. URL: <https://doi.org/10.3280/RISS2021-001005> URL: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=36080730500> (дата звернення: 10.01.2026).
82. Tukey J. W. *Exploratory Data Analysis*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1977. 688 p.
83. Behrens J. T. Principles and procedures of exploratory data analysis // *Psychological Methods*. 1997. Vol. 2, No. 2. P. 131-160. DOI: 10.1037/1082-989X.2.2.131 (дата звернення: 24.02.2026).
84. Kotu V., Deshpande B. *Data Science: Concepts and Practice*. 2nd ed. Cambridge: Morgan Kaufmann, 2019. 656 p.

85. Wickham H., Grolemund G. R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data. Sebastopol: O'Reilly Media, 2017. 520 p.
86. J., Klein, R. Assortment optimization: a systematic literature review. *OR Spectrum* 46, 109-1161 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00291-024-00752-4> (дата звернення: 13.12.2025).
87. Sajadi, H.S., Majdzadeh, R. Health system to response to economic sanctions: global evidence and lesson learned from Iran. *Global Health* 18, 107 p. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12992-022-00901-w> (дата звернення: 13.01.2026).
88. Wang, Xiaoqian & Kang, Yanfei & Hyndman, Rob J. & Li, Feng, "Distributed ARIMA models for ultra-long time series," *International Journal of Forecasting*, Elsevier, 2023. vol. 39(3), pages 1163-1184 (дата звернення: 03.02.2026).
89. Соколовська З.М. Гібридні імітаційні моделі в процесах підтримки прийняття управлінських рішень. // *Економіка: реалії часу*. Науковий журнал. 2025. № 3 (79). С. 120-131. DOI: 10.15276/ETR.03.2025.12. DOI: 10.5281/zenodo.15750464 (дата звернення: 20.02.2026).
90. Ivchenko, I., Lingur, L., Martyniuk, O., & Ivchenko, O. Creating a digital space of socially sustainable development for food enterprises. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(13(118), (2022). 22-33. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.263540> (Scopus Q3) (дата звернення: 24.01.2026).
91. Соколовська З.М., Клепікова О.А. Математичні інструменти економічної діагностики виробничо-збутової діяльності підприємств (на прикладі олійно-жирової промисловості) // *Економіка: реалії часу*. 2023. №6. С. 77-88. DOI: <https://doi.org/10.15276/ETR.06.2023.10> URL: <https://economics.net.ua/files/archive/2023/No6/77.pdf> (дата звернення: 20.01.2026).
92. Івченко О., Лінгур Л., Івченко І. Прогнозування часових рядів соціальних мереж на основі нейромережевого підходу, Інфраструктура

ринку, Електронний науково-практичний журнал, Випуск 70, 2023, с. 194-198  
DOI: <https://doi.org/10.32782/infrastruct70-34> URL: 36.pdf (market-infr.od.ua)  
(дата звернення: 20.02.2026).

93. Івченко О.І., Оцінка попиту на фармацевтичну продукцію в умовах інформаційних обмежень. Економіка та суспільство. № Випуск № 82. 2025.  
DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-82-8> URL:  
<https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/7216/7172> (дата  
звернення: 20.02.2026).

94. Івченко О.І., Івченко І.Ю., Радкевіч І.О. Використання інтернет технологій для діагностики та прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень. Причорноморські економічні студії. Сері: Економіка, том 27. Випуск 81. 2023, с. 224. DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35> URL:  
[http://bses.in.ua/journals/2023/81\\_2023/37.pdf](http://bses.in.ua/journals/2023/81_2023/37.pdf) (дата звернення: 20.02.2026).

95. Carr, J. Deep learning with Keras.Net in C#. 2020. URL:  
<https://cutt.ly/4KleSIY> (дата звернення: 20.02.2026).

96. Ivchenko Oleg. Modeling and forecasting business decisions in the pharmaceutical sector using intelligent platforms // Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку» Одеса: НУОП, 2025. с.147-153 URL:  
[https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2025/tezy25.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2025/tezy25.pdf) (дата звернення: 20.02.2026).

97. Івченко О. Application of machine and deep learning methods for developing business analytics tools in pharmaceutical research // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку». Національний університет «ОП», 29-30 листопада 2024, Одеса, С.34-39 URL:  
[https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2024/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2024/tezy.pdf) (дата звернення 20.12.2025) (дата звернення: 20.02.2026).

98. Artificial Intelligence Act Article 12 [Electronic resource] // Artificial Intelligence Act Official Portal. URL: <https://artificialintelligenceact.eu/article/12/> (дата звернення: 20.02.2026).
99. Turing A. M. On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem [Electronic resource] // Proceedings of the London Mathematical Society. 1936. Vol. 42, no. 2. P. 230-265. Mode of access: [https://www.cs.virginia.edu/~robins/Turing\\_Paper\\_1936.pdf](https://www.cs.virginia.edu/~robins/Turing_Paper_1936.pdf) (дата звернення: 10.02.2026).
100. Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro EU experience with ce-certified diagnostic artificial intelligence // XXV International Scientific and Practical Conference «Challenges and problems of modern science», February 19-20, 2026, London, United Kingdom. P. 15-21. ISBN 978-92-44514-90-0 DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18773162> (дата звернення: 10.02.2026).
101. Silvey S, Liu J. Sample Size Requirements for Popular Classification Algorithms in Tabular Clinical Data: Empirical Study. J Med Internet Res 2024;26:e60231. DOI: 10.2196/60231. PMID: 39689306. PMCID: 11688588 (дата звернення: 23.02.2026).
102. Empirical sample size determination for popular classification algorithms in clinical research / J. Silvey et al. JMIR Preprints. 2024. URL: <https://www.preprints.org/manuscript/2024> (дата звернення: 19.03.2026).
103. Vabalas A., Gowen E., Poliakoff E., Casson A. J. Machine learning algorithm validation with a limited sample size. PLoS ONE. 2019. Vol. 14, no. 11. Art. e0224365. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0224365> (дата звернення: 13.02.2026).
104. Zantvoort K., van der Ploeg T., Steyerberg E. W. Predictive Power, Variance and Generalizability A Machine Learning Case Study on Minimal Necessary Data Sets Sizes. ResearchGate. 2024. [Preprint].
105. Evaluation of a decided sample size in machine learning applications / N. Rajput et al. BMC Bioinformatics. 2023. Vol. 24, no. 1. Art. 48. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12859-023-05161-w> (дата звернення: 06.01.2026).

106. Classification and Regression Trees / L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, C. Stone. Belmont, CA: Wadsworth International Group, 1984. 358 p. URL: <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9781315139470/classification-regression-trees-leo-breiman-jerome-friedman-richard-olshen-charles-stone> (дата звернення: 07.01.2026).
107. Quinlan J. R. C4.5: Programs for Machine Learning. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993. 302 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2009-0-27932-5> (дата звернення: 19.01.2026).
108. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R. 2nd ed. Springer, 2021. 607 p. (Springer Texts in Statistics). URL: <https://www.statlearning.com/> (дата звернення: 19.01.2026).
109. Loh W.-Y. Classification and regression trees. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2011. Vol. 1, no. 1. P. 14-23. DOI: <https://doi.org/10.1002/widm.8> (дата звернення: 23.01.2026).
110. Kotsiantis S. B. Decision trees: a recent overview. Artificial Intelligence Review. 2013. Vol. 39, no. 4. P. 261-283. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-011-9272-4> (дата звернення: 23.02.2026).
111. Lopez de Prado M. Advances in Financial Machine Learning. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2018. 400 p. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119482338> (дата звернення: 19.01.2026).
112. Gu X., Kelly B. T., Xiu D. Empirical Asset Pricing via Machine Learning. The Review of Financial Studies. 2020. Vol. 33, no. 5. P. 2223-2273. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009> (дата звернення 03.02.2026).
113. Gupta P., Mehlawat M. K., Khanna A. Machine learning in portfolio optimization: A comparative analysis of deep learning and standard techniques. Expert Systems with Applications. 2023. Vol. 211. Art. 118571. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118571> (дата звернення: 23.01.2026).
114. De Nard G., Ledoit O., Wolf M. Multivariate GARCH models for large-scale applications: A survey. Econometrics and Statistics. 2021. Vol. 18. P. 104-

120. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecosta.2020.03.004> (дата звернення: 23.02.2026).
115. Kozak J., Nagel S., Santosh S. Shrinkage Estimators in Asset Pricing. *Journal of Financial Economics*. 2020. Vol. 135, no. 2. P. 271-292. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.06.002> (дата звернення: 13.02.2026).
116. Geron, A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques that Build Intelligent Systems*. 2nd Edition, O'Reilly Media, Inc., Sebastopol. CA, 2019. 484. URL: [https://powerunit-ju.com/wp-content/uploads/2021/04/Aurelien-Geron-Hands-On-Machine-Learning-with-Scikit-Learn-Keras-and-Tensorflow\\_-Concepts-Tools-and-Techniques-to-Build-Intelligent-Systems-OReilly-Media-2019.pdf](https://powerunit-ju.com/wp-content/uploads/2021/04/Aurelien-Geron-Hands-On-Machine-Learning-with-Scikit-Learn-Keras-and-Tensorflow_-Concepts-Tools-and-Techniques-to-Build-Intelligent-Systems-OReilly-Media-2019.pdf) (дата звернення: 22.01.2026).
117. End-to-end machine learning platforms (2023; 2024). URL: <https://playground.tensorflow.org/>, URL: <https://ml-playground.com/> (дата звернення: 20.01.2026).
118. A Neural Network Playground - TensorFlow. URL: <https://playground.tensorflow.org/> (дата звернення: 20.02.2026).
119. Brownlee, J. *Deep Learning With Python*. [eBook] 2017. URL: <https://machinelearningmastery.com/deep-learning-with-python/> (дата звернення: 23.01.2026).
120. Landset, S., Khoshgoftaar, T.M., Richter, A.N. et al. A survey of open source tools for machine learning with big data in the Hadoop ecosystem. *Journal of Big Data*, 2, 24. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-015-0032-1> (дата звернення: 10.02.2026).
121. Barham H., Daim T. The use of readiness assessment for big data projects // *Sustainable Cities and Society*. 2020. Vol. 60. Art. 102233. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102233> (дата звернення: 20.02.2026).

## ДОДАТОК А

## Зовнішній вигляд платформи прийняття рішень HPF-P

The screenshot displays the HPF Project — Holistic Portfolio Framework web application. The browser address bar shows the URL `hub.stability.com/hpf-project/`. The page features a navigation menu with links for Home, Research, Projects, Events, Join Community, About, Contact, Terms of Service, and a language selector set to English.

The main content area is titled "HPF Project — Holistic Portfolio Framework" and includes the following sections:

- HPF-P Portfolio Optimizer**: A section describing the Decision Readiness Index (DRI) and Decision Readiness Level (DRL) - ML-augmented multi-objective optimisation for Ukrainian pharmaceutical portfolios. It includes several analysis options: 5-GROUP DRL CLASSIFICATION, FOURIER ML FORECAST, 500-PATH MONTE CARLO, CVAR / MVO OPTIMISATION, and 12-MONTH PREDICTION.
- SELECT COMPANY PORTFOLIO**: A section for selecting a company portfolio. It lists several options:
  - Farmak**: 18 SKUs - 18 key generics (incl. Corvalol, Amixin, Noofen)
  - Darnitsa**: 16 SKUs - 16 cardiovascular & neurological drugs
  - Arterium**: 18 SKUs - 18 anti-infectives, oardio, OTC products
  - Yuria-Pharm**: 14 SKUs - 14 IV solutions & infusion therapy
  - Zdorovye (Kharkiv)**: 12 SKUs - 12 products under wartime disruption
  - Lekhim (Kharkiv)**: 20 SKUs - 20 mixed portfolio — all DRI levels, wartime + stable
  - Biofarma (Bila Tserkva)**: 18 SKUs - 18 biologics + vasolines — all DRI levels, high uncertainty
 Below these options are buttons for "Sample CSV" and "Sample Metadata".
- INPUT DATA**: A section for inputting data. It includes:
  - Portfolio CSV (SKU x Month revenue + quantity)**: A dashed box containing a checkmark and the text "Farmak (18 SKUs)".
  - Metadata JSON (SKU attributes, market data)**: A dashed box containing a checkmark and the text "18 key generics incl. Corvalol, Amixin, Noofen".
  - Buttons for "Load Random Scenario" and "Run HPF Analysis".
  - Options for "Deterministic" (unchecked) and "Data ready" (checked).
  - A status message: "Analysis complete — 18 SKUs processed · 500 Monte Carlo paths".
- How HPF-P Works — Methodology & DRL Groups**: A section with an "expand" button.
- PORTFOLIO SUMMARY**: A section at the bottom of the main content area.

Рисунок А.1 – Платформа прийняття рішень HPF-P (екран 1)

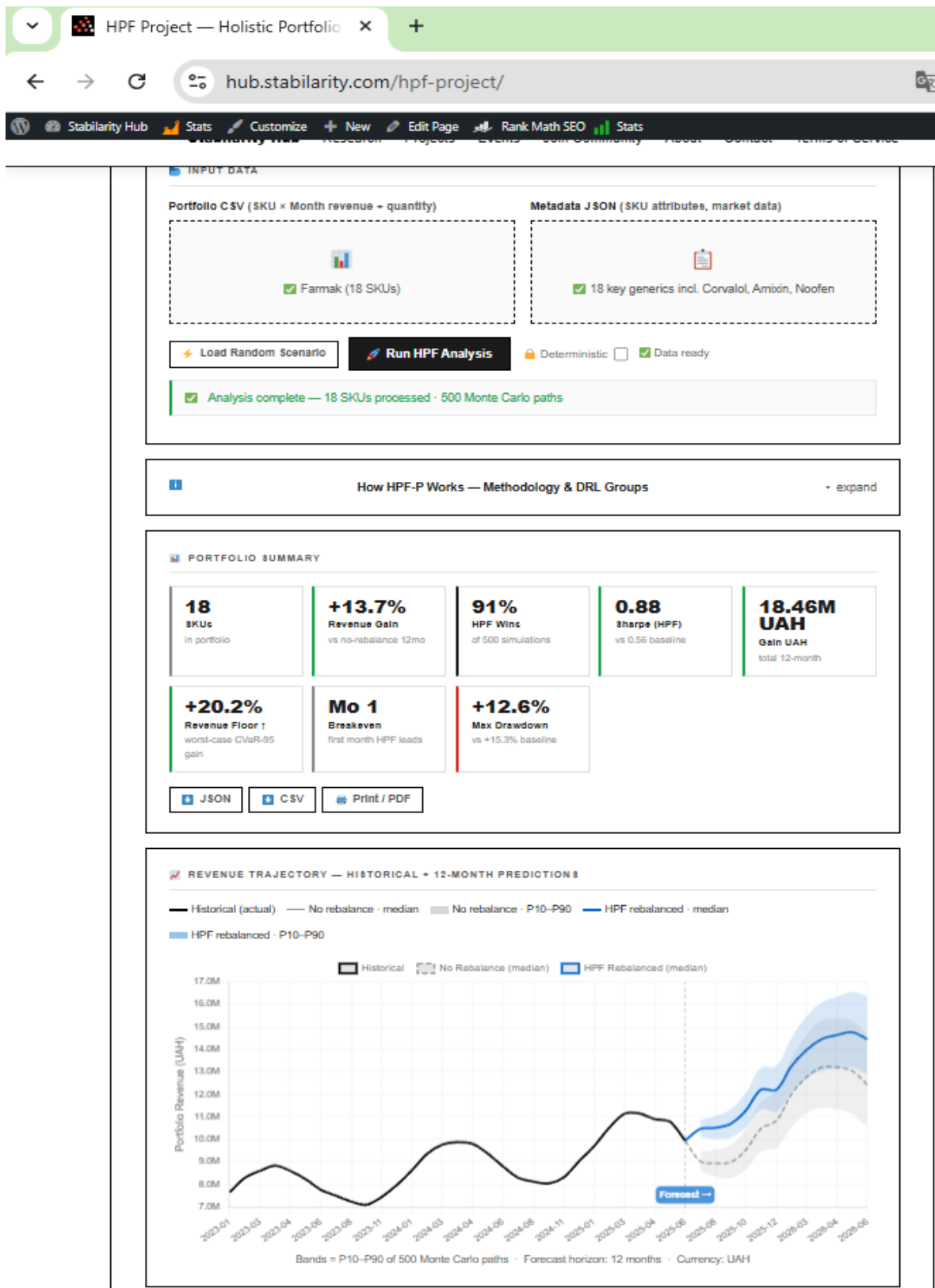


Рисунок А.2 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран 2)

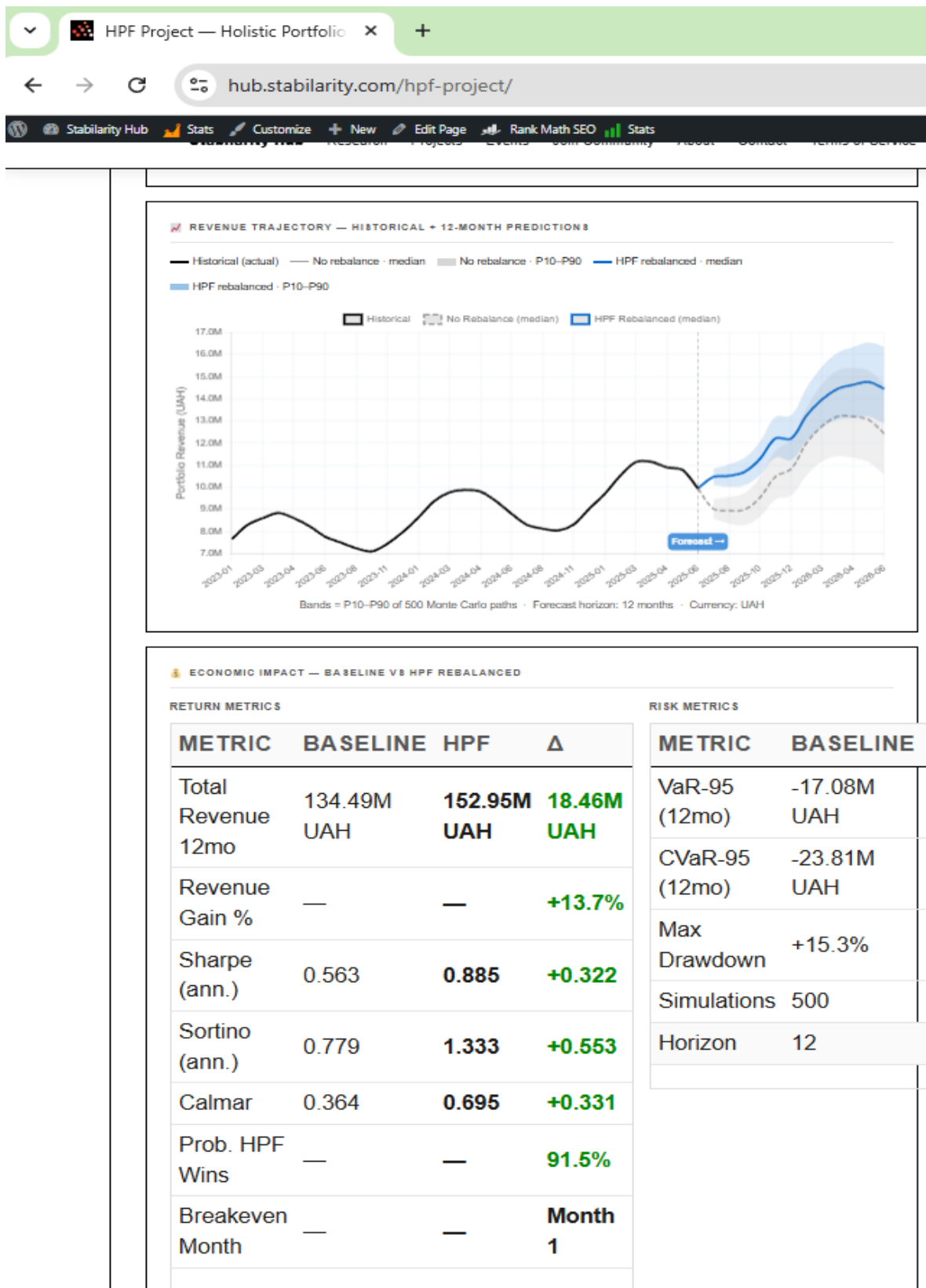


Рисунок А.3 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран 3)

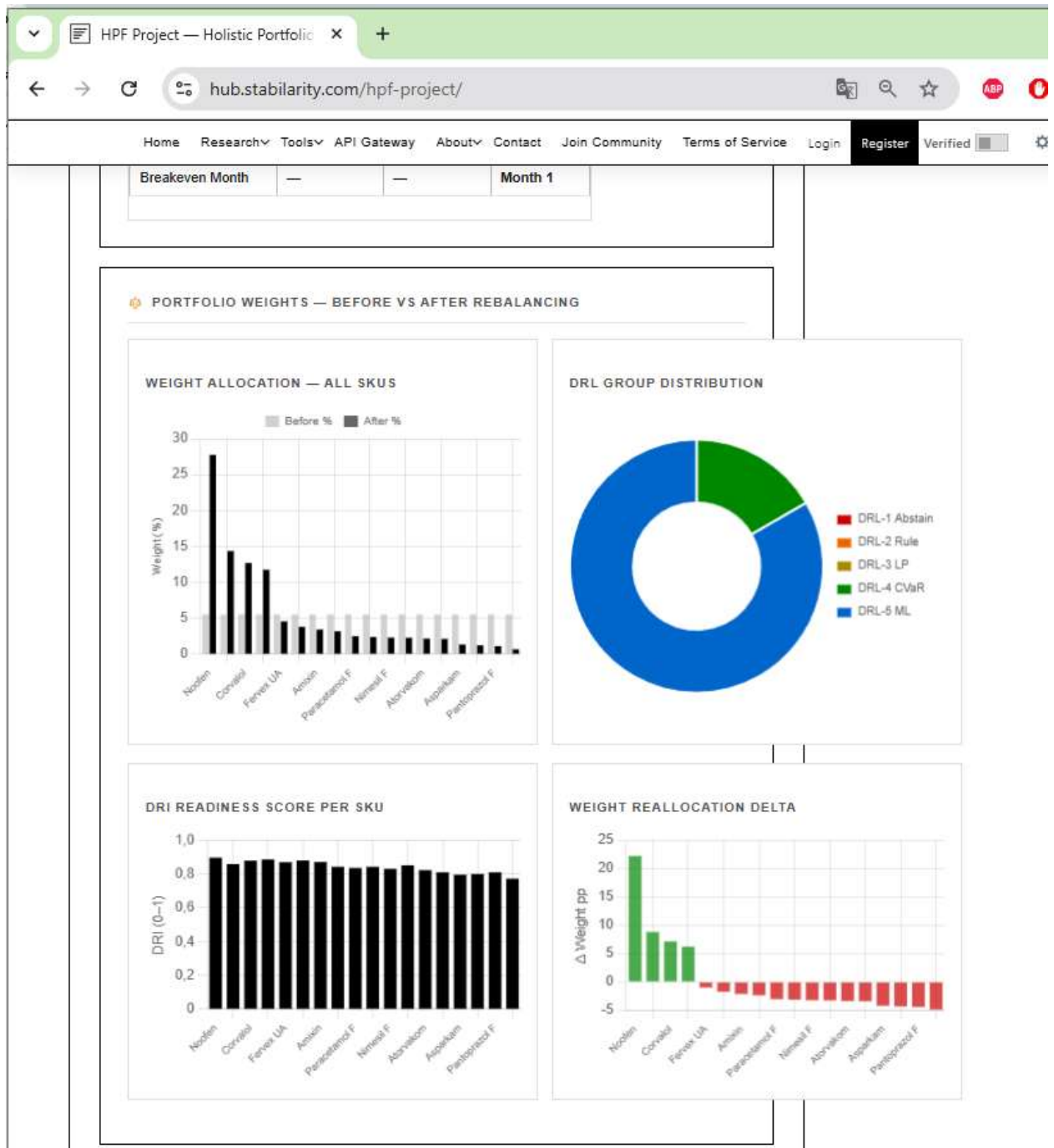


Рисунок А.4 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран 4)

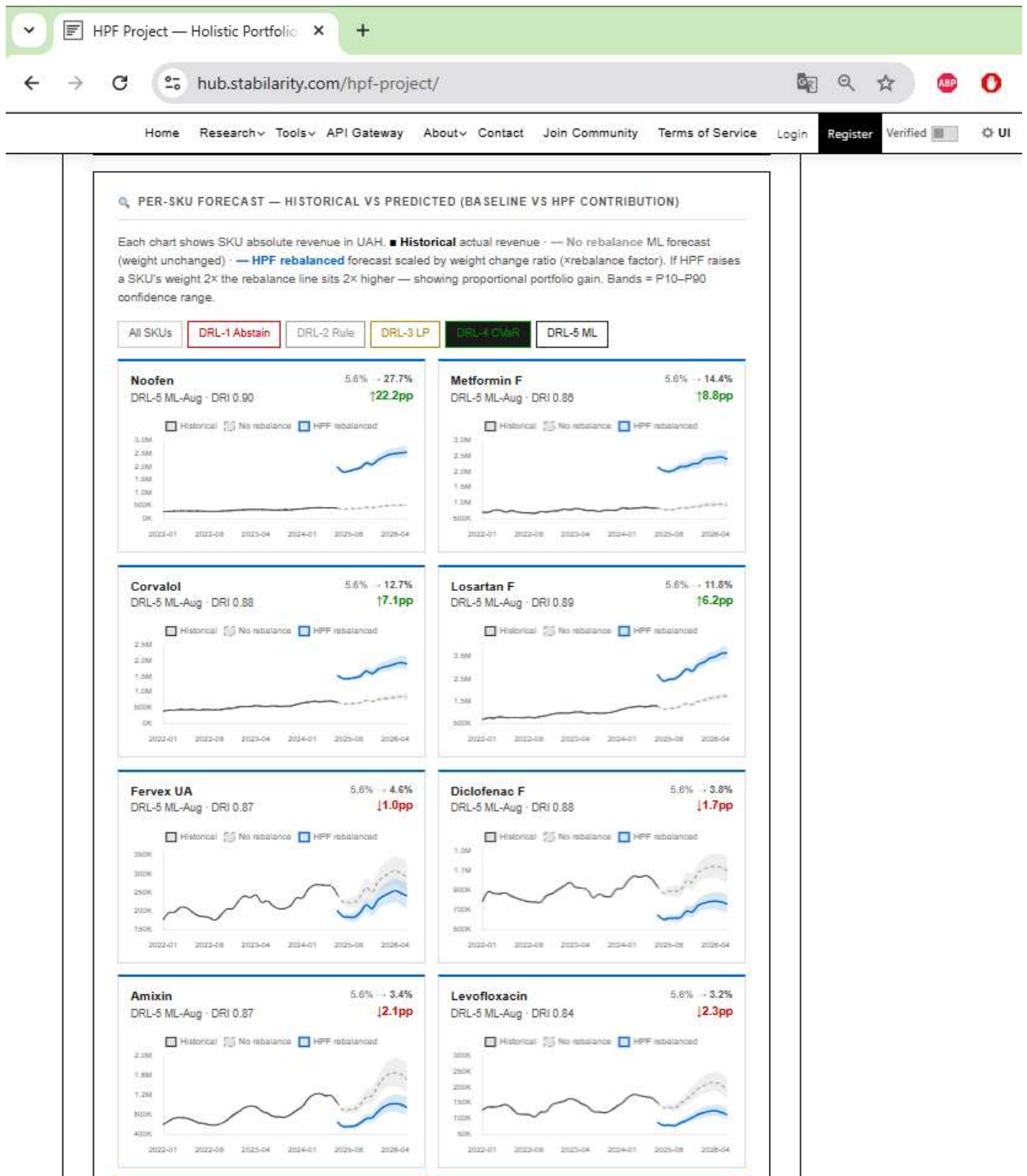


Рисунок А.5 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран 5)

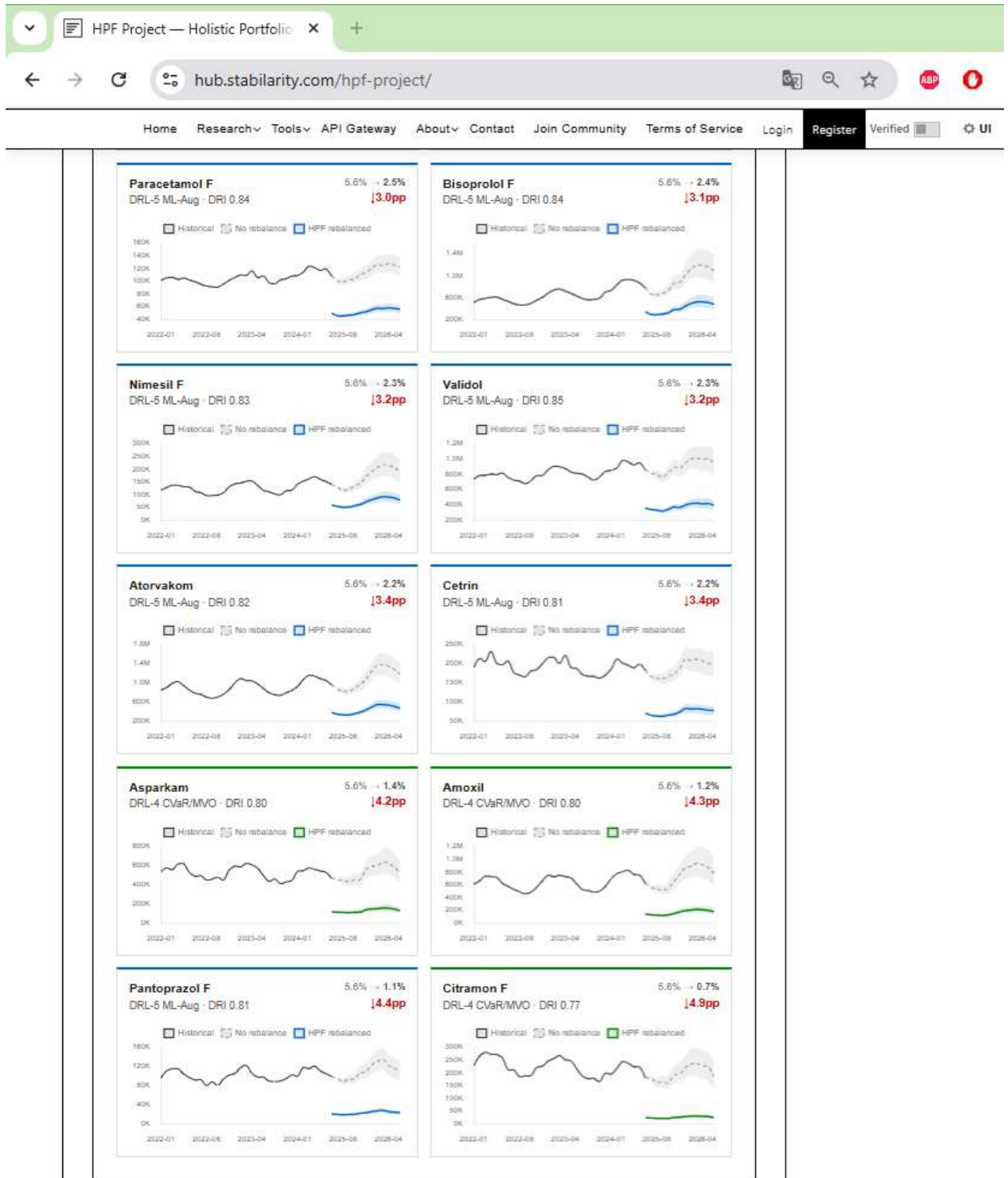
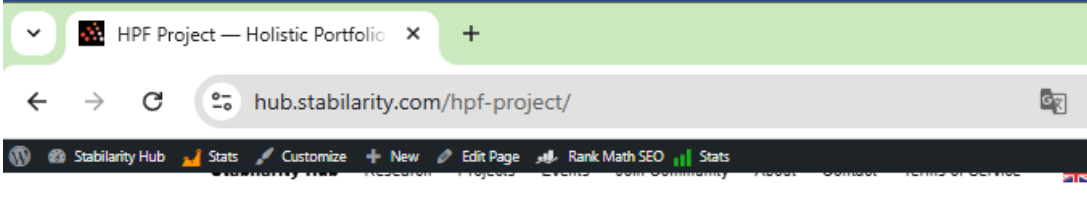


Рисунок А.6 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран б)



Drug Name	DRL	Score	Stability	Current %	Change	Volume
Corvalol	DRL-6	0.878	5.56%	12.70%	+7.14pp	696.4K U
Losartan F	DRL-6	0.885	5.56%	11.77%	+6.22pp	1.26M UA
Fervex UA	DRL-6	0.869	5.56%	4.57%	-0.98pp	259.6K U
Diclofenac F	DRL-6	0.879	5.56%	3.83%	-1.73pp	1.00M UA
Amixin	DRL-6	0.870	5.56%	3.44%	-2.12pp	1.14M UA
Levofloxacin	DRL-6	0.842	5.56%	3.21%	-2.35pp	162.5K U
Paracetamol F	DRL-6	0.835	5.56%	2.53%	-3.03pp	114.5K U
Bisoprolol F	DRL-6	0.842	5.56%	2.42%	-3.13pp	849.8K U
Nimesil F	DRL-6	0.830	5.56%	2.33%	-3.22pp	150.4K U
Validol	DRL-6	0.851	5.56%	2.31%	-3.25pp	909.0K U
Atorvakom	DRL-6	0.822	5.56%	2.19%	-3.37pp	1.03M UA
Cetrin	DRL-6	0.809	5.56%	2.15%	-3.40pp	189.9K U
Asparkam	DRL-4	0.795	5.56%	1.36%	-4.19pp	512.5K U
Amoxil	DRL-4	0.799	5.56%	1.25%	-4.31pp	710.5K U
Pantoprazol F	DRL-6	0.809	5.56%	1.14%	-4.41pp	104.5K U
Citramon F	DRL-4	0.772	5.56%	0.70%	-4.86pp	208.8K U

Рисунок А.7 – Платформа прийняття рішень HPF-P (продовження, екран 7)

## ДОДАТОК Б

## Список публікацій здобувача

## Статті у Scopus та фахових виданнях України

1. Sokolovska Z., Ivchenko I., & Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. 5(9(131)). С. 14–27. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.313490> URL: <https://journals.uran.ua/eejet/article/view/313490/304797> (Scopus Q3) (дата звернення 05.02.2026) (0,84 д.а.; особистий внесок: розроблено архітектуру інтелектуальної платформи аналізу фармацевтичних даних, реалізовано підхід до інтеграції Explainable AI для підвищення інтерпретованості прогнозів. (0,3 д.а.)).
2. Sokolovska Z., Klepikova O., Ivchenko I., Ivchenko O. Models-Simulators in Business Decision-Making Processes for Pharmaceutical Enterprises. In: Saad, I., Rosenthal-Sabroux, C., Gargouri, F., Chakhar, S., Williams, N., Haig, E. (eds) *Advances in Information Systems, Artificial Intelligence and Knowledge Management*. ICIKS 2023. Lecture Notes in Business Information Processing, vol 486. 2024. P. 3-18. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-51664-1_1) (Scopus) (дата звернення 05.02.2026) (0,66 д.а.; особистий внесок: розроблено імітаційні сценарії прийняття рішень у фармацевтичних підприємствах, обґрунтовано використання гібридного підходу (0,23 д.а.)).
3. Ivchenko I., Lingur L., Martyniuk O., Ivchenko O. Creating a digital space of socially sustainable development for food enterprises. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 4(13(118)). (2022). P. 22–33. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.263540> (дата звернення 10.02.2026) (Scopus Q3) (0,72 д.а.; особистий внесок: розроблено методичний підхід до

оцінювання рівня цифрового простору соціально сталого розвитку підприємств (0,2 д.а.)).

4. Івченко О.І. Оцінка попиту на фармацевтичну продукцію в умовах інформаційних обмежень. Економіка та суспільство. № 82. 2025. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-82-8> (дата звернення 05.02.2026) (0,42 д.а.)

5. Івченко О., Лінгур Л., Івченко І. Прогнозування часових рядів соціальних мереж на основі нейромережевого підходу, *Інфраструктура ринку*, Електронний науково-практичний журнал, Випуск 70, 2023, с. 194-198 DOI: <https://doi.org/10.32782/infrastruct70-34> (дата звернення 20.12.2025). (0,3 д.а.; особистий внесок: розроблено нейромережеву модель прогнозування часових рядів соціальних мереж та реалізовано підхід до моделювання динаміки популярності контенту на основі рекурентних мереж (0,1 д.а.))

6. Івченко О.І., Філатова Т.В., Івченко І.Ю. Розвиток нових підходів до моделювання процесів діагностики та аналізу ризиків в ІТ компаніях. *Вісник Хмельницького національного університету*. № 5. 2023. С. 124-129 DOI: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5740-2023-322-5> (дата звернення 20.12.2025). (0,36 д.а.; особистий внесок: запропоновано економіко-математичний підхід до моделювання кіберризиків в ІТ-компаніях та здійснено аналіз факторів впливу на стійкість бізнесу (0,12 д.а.)).

7. Івченко О.І., Івченко І.Ю., Радкевіч І.О. Використання інтернет технологій для діагностики та прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень. *Причорноморські економічні студії*. Серія: Економіка, том 27. Випуск 81. 2023, С. 224-228. DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35> (дата звернення 20.12.2025). (0,3 д.а.; особистий внесок: розроблено методику інтеграції фрактального аналізу та нейронних мереж у веб-орієнтованій системі прогнозування бізнес-рішень (0,1 д.а.)).

8. Івченко І.Ю., Бринза А.А., Івченко О.І. Аналіз економіко-математичних моделей портфельного управління в діяльності ІТ-підприємства. *Вісник Хмельницького університету*. Хмельницький: ХНУ, 2020. Економічні науки. № 4. С. 224-227. URL: <http://journals.khnu.km.ua/vestnik/wp-content/uploads/2021/02/43.pdf> (дата звернення 21.12.2025). DOI: 10.31891/2307-5740-2020-284-4-41 <https://journals.khnu.km.ua/vestnik/?p=3670> (0,3 д.а.; особистий внесок: виконано аналіз економіко-математичних моделей портфельного управління та обґрунтовано можливість їх адаптації для ІТ-підприємств (0,1 д.а.)).

#### **Опубліковані праці апробаційного характеру**

9. Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro EU experience with CE-certified diagnostic artificial intelligence // XXV International Scientific and Practical Conference «*Challenges and problems of modern science*», February 19-20, 2026, London, United Kingdom. P. 15-21. ISBN 978-92-44514-90-0 DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18773162> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/03/GB.L-1920022026.pdf> (дата звернення 02.03.2026) (0,6 д.а.; особистий внесок: проведено аналіз досвіду ЄС з діагностичними системами штучного інтелекту з маркуванням CE (0,3 д.а.)).

10. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleh, Grybeniuk Dmytro. The role of explainable AI in clinical decision support // XXIII International Scientific and Practical Conference «*Current questions of modern science*» ISBN 978-92-44514-89-4, February 12-13, 2026, Tallinn, Estonia. P. 86-90. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.18685009> URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2026/02/EST.T-1213022026.pdf> (дата звернення 02.03.2026) (0,24 д.а.; особистий внесок здобувача: обґрунтовано доцільність використання гібридних підходів, що поєднують високоточні алгоритми

машиного навчання та глибокого навчання з методами поясності для створення надійних та етично прийнятних систем підтримки рішень (0,08 д.а.)).

11. Ivchenko Oleg. Modeling and forecasting business decisions in the pharmaceutical sector using intelligent platforms // Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції *«Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку»*. Тези доповідей. Одеса: НУОП, 2025. С. 147-153 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2025/tezy25.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2025/tezy25.pdf) (дата звернення 06.01.2026) (0,15 д.а.).

12. Івченко О. Application of machine and deep learning methods for developing business analytics tools in pharmaceutical research // Міжнародна науково-практична конференція *«Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку»*, 29-30 листопада 2024. Тези доповідей. Одеса: Національний університет «ОП» 2024. С. 34-39 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2024/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2024/tezy.pdf) (дата звернення 20.12.2025) (0,15 д.а.) .

13. Соколовська З.М., Івченко О.І. Тенденції та напрямки розробки інтелектуальних систем для діагностики процесів прийняття бізнес рішень // Всеукр. науково-практична конференція *«Економіка та публічне управління: нові виклики та рішення»*. Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ», 18-19 січня 2024 р., Тези доповідей. Харків. 2024. С. 102-105 (0,16 д.а.; особистий внесок: проведена оцінка практичної значимості інтелектуальних систем в задачах управління, прогнозування та прийняття рішень (0,08 д.а.)).

14. Ivchenko Iryna, Ivchenko Oleg, Grybeniuk Dmytro. Development of an intellectual analytical platform for pharmaceutical market research // XII International Scientific and Practical Conference *«Scientific advances and innovative approaches»*. July 25-26 2024. Tokyo. Japan. P. 10-13. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.13144002>. URL: <https://conference-w.com/wp-content/uploads/2024/07/JAP.T-2526072024.pdf> (дата звернення 20.12.2025).

*(0,18 д.а.; особистий внесок: виділено етапи розробки інтелектуальної аналітичної платформи для прогнозування попиту та пропозиції у фармацевтичному секторі (0,06 д.а.)).*

15. Івченко О.І., Івченко І. Ю. Математичне моделювання в інтелектуальних системах прийняття бізнес-рішень // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку», м. Одеса, 29-30 листопада 2022 р. Тези доповідей. Одеса: ОП. С. 82-85. URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2022/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2022/tezy.pdf) (дата звернення 07.01.2026) *(0,16 д.а; особистий внесок: сформульовано постановку завдання для обґрунтування вибору найкращої стратегії керування ризиками ІТ проекту з метою зменшення ступеня ризику (0,08 д.а.)).*

16. Oleg Ivchenko, Semenov A.S. Development directions of artificial intelligence technologies in ensuring the defense capabilities of the country // Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: Теорія, практика та напрямки розвитку». 29-30 листопада 2023 р., м. Одеса. Тези доповідей. Одеса: НУОП, 2023. с. 38-41 URL: [https://economics.net.ua/files/science/ek\\_kiber/2023/tezy.pdf](https://economics.net.ua/files/science/ek_kiber/2023/tezy.pdf) (дата звернення 07.01.2026) *(0,12 д.а.; особистий внесок: проведено аналіз напрямків розвитку технологій штучного інтелекту (ШІ) в умовах нестабільності та різноманітних геополітичних загроз у сучасній Україні (0,06 д.а.)).*

## ДОДАТОК В

## Відомості про апробацію результатів дисертації

ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ  
«МЕДИЧНИЙ ЦЕНТР «ІННОВАМЕДИКАЛ»  
Код ЄДРПОУ 43475087  
65048, Одеська обл., м. Одеса, вул. Велика Арнаутська, буд. 2А  
тел. 0-800-303-870, e-mail: innova.medical.od@gmail.com

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Директор  
ТОВ «Медичний Центр «ІнноваМедикал»  
Гладчук В.І.



від 14.01.2026р. № КЛІ-12/2026

**АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ**  
**наукових результатів дисертаційної роботи**  
**Івченка Олега Ігоровича**  
**на тему: «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес рішень»**

Цей акт підтверджує впровадження та використання результатів наукового дослідження аспіранта Національного університету «Одеська політехніка» Івченка Олега у практичній діяльності ТОВ «Медичний Центр «ІнноваМедикал».

Методика діагностики готовності інформації до прийняття рішень на основі цілісного портфельного підходу (HPF), а також платформа інтелектуального аналізу даних для проведення контрольованих обчислювальних експериментів з метою підтримки клінічно-операційних і фармацевтично-комерційних рішень, розроблені Івченко Олегом у дисертації на тему: «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес рішень», були використані у діяльності ТОВ «Медичний Центр «ІнноваМедикал».

Практичне використання результатів дослідження дало змогу знизити ризик прийняття помилкових бізнес рішень під час формування портфельної політики медичного центру, підвищити обґрунтованість управлінських рішень та забезпечити їх відповідність вимогам надійності, економічної ефективності й чинного регуляторного законодавства.

Результати наукового дослідження мають практичну цінність і можуть бути рекомендовані до подальшого використання в діяльності закладів охорони здоров'я та фармацевтичних організацій.

Директор  
ТОВ «Медичний Центр «ІнноваМедикал»



Василь ГЛАДЧУК

## ДОДАТОК Г

## Довідка про використання результатів дисертаційної роботи у науково-дослідницької діяльності



УКРАЇНА

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
 MINISTRY OF EDUCATION AND SCIENCE OF UKRAINE

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**  
 ODESSA POLYTECHNIC NATIONAL UNIVERSITY

 проспект Шевченка, 1, м. Одеса, 65044 Україна  
 тел.: +38 048 7223474

 Shevchenko avenue, 1, Odessa, 65044 Ukraine  
 phone: +38 048 7223474

E-mail: mail@op.edu.ua https://op.edu.ua Код ЄДРПОУ 43861328

 На № 14.03.2026 № 51/68-07

## АКТ

 про використання результатів дисертаційної роботи  
 Івченка Олега Ігоровича

 на тему: «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес рішень» у  
 науково-дослідницькій діяльності  
 Національного університету «Одеська політехніка»

Акт видано Івченко Олегу Ігоровичу про те, що його дисертаційну роботу на тему: «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес-рішень» виконано відповідно до тематичних планів науково-дослідних робіт Національного університету «Одеська політехніка» на 2022–2026 рр., а результати дисертаційного дослідження враховано кафедрою економічної кібернетики та інформаційних технологій під час виконання держбюджетної НДР «Теоретичні і прикладні проблеми системного аналізу, сучасних інформаційних технологій і моделювання в соціально-економічному просторі» (номер обліку теми № 195-68, номер державної реєстрації 0121U108286, 2021–2025 рр.).

У межах зазначеної теми автором здійснено аналіз сучасного стану та ключових тенденцій розвитку фармацевтичної галузі в умовах підвищеної ентропії середовища функціонування, а також проведено системний аналіз інтелектуальних систем у процесах прийняття рішень, зокрема їх типів, функцій та можливостей практичного використання.

У ході дослідження розроблено методикку діагностики (аналізу та прогнозування) бізнес-рішень фармацевтичних підприємств щодо формування продуктових портфелів на основі використання інтелектуальних інформаційних технологій. Запропоновано когнітивну систему діагностики та підтримки прийняття рішень (Decision-Diagnostic System), яка трансформує традиційні підходи до оптимізації асортименту в інтелектуальну самонавчальну платформу, адаптовану до специфіки фармацевтичного бізнесу.

Дисертант брав участь у виконанні зазначеної науково-дослідної теми як співвиконавець.

 Проректор Національного університету  
 «Одеська політехніка» з наукової  
 та науково-педагогічної роботи  
 д-р. техн., наук, проф.

Дмитро ДМИТРИШИН

## ДОДАТОК Д

Довідка про впровадження результатів дисертаційної роботи у навчальний процес



УКРАЇНА

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
MINISTRY OF EDUCATION AND SCIENCE OF UKRAINE

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»  
ODESSA POLYTECHNIC NATIONAL UNIVERSITY

проспект Шевченка, 1, м. Одеса, 65044 Україна  
тел.: +38 048 7223474

Shevchenko avenue, 1, Odessa, 65044 Ukraine  
phone: +38 048 7223474

E-mail: mail@op.edu.ua https://op.edu.ua Код ЄДРПОУ 43861328

На № 08.01.2026 № 12/68-07

## АКТ

використання результатів дисертаційної роботи  
Івченка Олега Ігоровича

на тему: «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес рішень»  
у навчальному процесі Національного університету «Одеська політехніка»

Цим актом підтверджується, що матеріали дисертаційної роботи Івченка Олега Ігоровича на тему «Інтелектуальні системи у діагностиці процесів прийняття бізнес-рішень» використовуються в освітньому процесі під час підготовки здобувачів вищої освіти за спеціальністю 051 «Економіка» на першому (бакалаврському) та другому (магістерському) рівнях вищої освіти.

На першому (бакалаврському) рівні результати дисертаційного дослідження використовуються під час викладання освітніх компонент «Системи прийняття рішень», «Інтелектуальні технології Data Mining та Text Mining». Зокрема, розроблені автором підходи до побудови та функціонування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень застосовано при формуванні практичних кейсів, тестових і ситуаційних завдань. Використано методи аналізу даних і знань, а також елементи когнітивного моделювання, запропоновані в дисертаційній роботі, що сприяє формуванню у здобувачів навичок аналітичного мислення, структуризації управлінських задач та обґрунтування бізнес-рішень в умовах невизначеності.

На другому (магістерському) рівні положення та методичні розробки дисертації застосовуються в межах освітніх компонент «Математичні методи та моделі ринкової економіки» та «Комп'ютерне моделювання складних економічних систем». Використано науково-методичний підхід до діагностики та прогнозування управлінських і бізнес-рішень на основі інтелектуальних інформаційних технологій, що дозволяє формувати проблемно-орієнтовані завдання з акцентом на застосування Deep Learning у дослідженнях складних економічних систем.

Інтеграція результатів дисертаційної роботи, присвяченої розвитку інтелектуальних систем для діагностики процесів прийняття бізнес-рішень, у навчальний процес забезпечила актуалізацію змісту освітніх компонент та підвищення рівня практичної, аналітичної та методичної підготовки здобувачів вищої освіти. Це сприяє формуванню вміння приймати обґрунтовані управлінські рішення в умовах цифрової економіки та підвищує якість підготовки фахівців з економічної кібернетики.

Перший проректор,  
проректор з науково-педагогічної  
та виховної роботи  
д.т.н., професор

Сергій НЕСТЕРЕНКО