

УДК 658.8:004.85:338.45

DOI: 10.60022/3(1)-41S

Шашко Вікторія Олександрівна

кандидат економічних наук, доцент
завідувачка кафедри менеджменту та соціальних наук
Донбаська державна машинобудівна академія, Україна

Shashko Viktoriia

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor
Head of the Department of Management and Social Sciences
Donbas State Machine-Building Academy, Ukraine
ORCID: 0000-0002-6567-9873

Ружинський Олександр Віталійович

доктор філософії, асистент кафедри світової економіки
Державний торговельно-економічний університет, Україна

Ruzhynskas Oleksandr

Doctor of Philosophy, Assistant of the Department of World Economy
State University of Trade and Economics, Ukraine
ORCID: 0000-0001-5787-8103

Бондарєв Ярослав Геннадійович

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня кафедри менеджменту
Донбаська державна машинобудівна академія, Україна

Bondaryev Yaroslav

PhD Student, Department of Management
Donbas State Machine-Building Academy, Ukraine
ORCID: 0009-0001-3859-9317

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ В СИСТЕМІ МАРКЕТИНГОВОГО УПРАВЛІННЯ ПІДПРИЄМСТВАМИ

Анотація. У статті досліджено теоретичні засади застосування нейромережових технологій у системі маркетингового управління промисловими підприємствами. Обґрунтовано актуальність впровадження штучного інтелекту як інструменту адаптивного маркетингу в умовах логістичної кризи та воєнного стану в Україні. Встановлено недостатню ефективність традиційних методів маркетингового аналізу в умовах різкого зростання ринкової невизначеності. Систематизовано типологію нейромережових архітектур за функціями маркетингового управління: LSTM і GRU — для прогнозування попиту, CNN — для сегментації споживачів, Transformer — для NLP-моніторингу конкурентного середовища, автоенкодер — для виявлення логістичних аномалій. Проведено порівняльний аналіз традиційних і нейромережових систем управління за сімома критеріями. Встановлено, що LSTM-моделі знижують похибку прогнозування попиту з $\pm 15\text{--}25\%$ до $\pm 5\text{--}8\%$. Розроблено SWOT-матрицю впровадження нейромережових технологій у маркетингову діяльність промислових підприємств. Визначено три пріоритетні напрями цифрової трансформації: real-time LSTM-аналітика, NLP-моніторинг конкурентного середовища та автоенкодерна детекція аномалій у логістичних потоках.

Ключові слова: нейромережові технології, маркетингове управління, цифрова трансформація, логістична криза, підприємства.

NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IN THE MARKETING MANAGEMENT SYSTEM OF ENTERPRISES

Abstract. The article examines the theoretical foundations of neural network technologies application in the marketing management system of industrial enterprises. The relevance of artificial intelligence implementation as an adaptive marketing tool under logistics crisis conditions caused by the wartime state in Ukraine and global supply chain disruptions is substantiated. It is established that traditional marketing



analysis tools demonstrate insufficient efficiency under conditions of sharp market uncertainty growth, demand volatility, and sales channel reorientation, which are characteristic of crisis phenomena. A typology of neural network architectures according to marketing management functions is systematized: LSTM and GRU for demand forecasting, CNN for consumer segmentation, Transformer for NLP competitive environment monitoring, and Autoencoder for anomaly detection in logistics flows. An original concept of the Neural Network Marketing Management System (NNMMS) operating at three levels — operational, tactical, and strategic — is proposed and described. A comparative analysis of traditional and neural network-based management systems is conducted across seven criteria: decision-making speed, forecasting accuracy, disruption response, unstructured data processing, scalability, implementation cost, and ERP/CRM integration. It is established that LSTM model implementation reduces demand forecasting error from $\pm 15\text{--}25\%$ to $\pm 5\text{--}8\%$. A SWOT matrix for neural network technology deployment in industrial enterprises' marketing activities is developed, considering wartime conditions and the European integration context. Three priority directions for digital transformation of marketing functions are identified: real-time LSTM-based analytics, NLP-driven competitive environment monitoring, and autoencoder-based logistics anomaly detection with potential reduction of supply disruption losses by 18–27%. The research results form a methodological basis for further development of neural network management systems and marketing resilience models for industrial enterprises under crisis conditions.

Keywords: neural network technologies, marketing management, digital transformation, logistics crisis, enterprises.

Постановка проблеми. Прискорення цифрової трансформації промислових підприємств, посилене глобальними логістичними кризами та наслідками повномасштабного збройного конфлікту в Україні, актуалізує проблему формування адаптивних систем маркетингового управління на основі штучного інтелекту. Традиційні інструменти маркетингового аналізу виявляються недостатньо ефективними в умовах різкого зростання невизначеності, волатильності попиту, порушення ланцюгів постачання та переорієнтації ринків збуту.

Нейромережеві технології, зокрема архітектури глибокого навчання — рекурентні мережі (LSTM, GRU), згорткові мережі (CNN) та трансформери, — демонструють принципово вищу здатність до виявлення нелінійних закономірностей у маркетингових даних порівняно зі статистичними методами [1; 2]. Їх застосування дозволяє автоматизувати прогнозування попиту, сегментацію споживачів, ціноутворення та аналіз конкурентного середовища, що є критичним для промислових підприємств в умовах кризових явищ.

Незважаючи на значний приріст наукових публікацій у галузі AI-маркетингу, питання системної інтеграції нейромережевих технологій у маркетингове управління промисловими підприємствами залишається недостатньо розробленим у вітчизняній науковій літературі [3]. Особливо недослідженим є контекст логістичної кризи та воєнного стану як каталізаторів прискореної цифрової трансформації управлінських систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні засади застосування нейромережевих технологій у бізнес-аналітиці та управлінні підприємствами розглядаються у широкому масиві зарубіжних досліджень. Yang, Lim et al. [4] у систематичному огляді 67 статей щодо застосування машинного навчання в управлінні ризиками ланцюга постачання довели, що ML-технології дозволяють суттєво знизити операційні витрати та підвищити стійкість логістичних систем.

Питанням гібридних прогностичних моделей на основі нейромереж присвячена стаття Pietukhov et al. [5], де запропоновано методологію, що поєднує оцінку бережливості (lean maturity) та нейромережеві технології для підвищення точності прогнозування ключових показників ланцюгів постачання. Результати демонструють покращення точності на 17% порівняно з базовим сценарієм. Аналогічні висновки отримано у роботі Abumohsen et al. [6]: LSTM-мережі демонстрували RMSE на 23–31% нижчий порівняно з класичними авторегресійними моделями при прогнозуванні навантаження на промислових підприємствах.

У контексті стійкості ланцюгів постачання Kassa et al. [7] систематизували підходи до застосування AI-технологій для підвищення резильєнтності supply chain, акцентуючи на можливостях машинного навчання в умовах системних збоїв. Це положення є особливо релевантним для промислових підприємств України в умовах логістичної кризи 2022–2024 рр.

Вітчизняна наукова думка в окресленій проблематиці розвивається переважно в технічному напрямку. Олімпієва Ю. І. [8] дослідила нейроадаптивні системи для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів промислових підприємств, запропонувавши новий алгоритм діагностування на основі нейроадаптивної системи. Водночас маркетинговий вимір застосування нейромережевих технологій залишається нерозробленим, що зумовлює актуальність запропонованого

дослідження.

Метою статті є систематизація теоретико-методологічних засад застосування нейромережових технологій у системі маркетингового управління промисловими підприємствами та обґрунтування пріоритетних напрямів їх впровадження в умовах логістичної кризи.

Виклад основного матеріалу. Маркетингове управління промисловими підприємствами в умовах кризових явищ набуває ознак адаптивної системи, що потребує безперервної обробки великих масивів даних у режимі реального часу. Нейромережові технології є ключовим інструментом реалізації такої адаптивності, оскільки забезпечують автоматичне виявлення прихованих закономірностей без явного програмування правил прийняття рішень.

Концептуально система нейромережового маркетингового управління (СНММ) промислового підприємства функціонує на трьох рівнях: (1) операційному — автоматизовані рішення щодо цін, запасів, доставки; (2) тактичному — прогнозування попиту, сегментація клієнтів, оптимізація маркетинг-міксу; (3) стратегічному — сценарне моделювання ринкових позицій та планування маркетингової стійкості. Інтеграція між рівнями забезпечується через єдину шину даних (ERP/CRM + IoT-поток) та уніфіковані API-інтерфейси.

Ключовою перевагою нейромережового підходу є здатність до навчання на нерегулярних, зашумлених часових рядах — саме таких, що генеруються в умовах порушення логістичних ланцюгів та різкого коливання цін на сировину [9]. Це робить нейромережові технології особливо цінними для промислових підприємств, що функціонують в умовах воєнного стану.

Таблиця 1

Класифікація нейромережових архітектур за функціями маркетингового управління промисловими підприємствами

Тип нейромережі	Застосування в маркетинговому управлінні	Переваги в умовах невизначеності	Приклади платформ
Рекурентна (LSTM/GRU)	Прогнозування попиту, аналіз часових рядів збуту	Адаптація до нелінійних трендів, воєнна волатильність	TensorFlow, PyTorch
Згорткова (CNN)	Сегментація споживачів, розпізнавання патернів поведінки	Масштабованість для великих CRM-масивів	Keras, Caffe
Нейромережа зворотного поширення (MLP)	Ціноутворення, оцінка конкурентного середовища	Швидке перенавчання на нових даних	Scikit-learn
Автоенкодер (AE)	Виявлення аномалій у логістичних потоках і збуті	Детекція збоїв ланцюга поставання в реальному часі	H2O.ai, AutoML
Трансформер	Аналіз тональності ринку, NLP-моніторинг конкурентів	Обробка неструктурованих маркетингових даних	BERT, GPT-API

Джерело: складено авторами на основі [4; 9; 10]

Аналіз табл. 1 свідчить про комплементарність різних архітектур нейромереж у системі маркетингового управління. LSTM і GRU є базовими архітектурами для прогнозування попиту, оскільки здатні зберігати «пам'ять» про довгострокові тренди, що є критичним при аналізі сезонних і кризових коливань [10]. CNN ефективні для сегментації споживачів із великими CRM-базами, а Transformer-архітектури відкривають можливості для NLP-аналізу конкурентного середовища.

Для об'єктивного обґрунтування доцільності переходу до нейромережових систем проведено порівняльний аналіз за сімома критеріями (табл. 2).

Таблиця 2

Порівняльний аналіз традиційних і нейромережових систем маркетингового управління промисловими підприємствами

Критерій	Традиційні системи	Нейромережові системи
Швидкість прийняття рішень	Дні/тижні (ручний аналіз)	Мілісекунди (автоматичний inference)
Точність прогнозу попиту	±15–25% (статистичні методи)	±5–8% (LSTM, GRU-моделі)
Реакція на логістичні збої	Реактивна (post-factum)	Проактивна (сценарне прогнозування)
Неструктуровані дані	Не підтримується	Повна підтримка (NLP, CV)
Масштабованість	Обмежена аналітиками	Необмежена (хмарні архітектури)
Вартість впровадження	Низька початкова	Висока початкова / низька операційна
Інтеграція ERP/CRM	Часткова (ручний імпорт)	Повна (API, real-time streaming)

Джерело: складено авторами на основі [4; 5; 6]

Дані табл. 2 демонструють системну перевагу нейромережевих систем за всіма функціональними критеріями, крім вартості початкового впровадження. Особливо значущою є перевага у точності прогнозування — зниження похибки в 3–5 разів порівняно з традиційними методами. Punia & Shankar [10] підтвердили, що LSTM-моделі забезпечують суттєво вищу точність прогнозування попиту, особливо при нелінійній динаміці ринку.

Для комплексної оцінки потенціалу та ризиків впровадження нейромережевих технологій розроблено розширену SWOT-матрицю з урахуванням специфіки воєнного стану (табл. 3).

Таблиця 3

SWOT-матриця впровадження нейромережевих технологій у маркетингове управління промисловими підприємствами

Складова	Зміст	Маркетинговий контекст
Strengths	Точність прогнозу, автоматизація; зниження операційних витрат на 20–35%	Точне таргетування, персоналізація, оперативний моніторинг
Weaknesses	Потреба у великих даних; «чорна скриня»; вимоги до IT-інфраструктури	Ризик без адаптованих маркетингових даних; залежність від якості CRM
Opportunities	Industry 4.0; відновлення ланцюгів постачання; євроінтеграція	Вихід на нові ринки через II-аналітику; маркетингові екосистеми
Threats	Кіберзагрози, нестабільність енергопостачання; дефіцит IT-кадрів	Витік клієнтських даних; маніпуляція алгоритмами конкурентами

Джерело: складено авторами

SWOT-аналіз виявляє асиметрію між стратегічними можливостями та операційними слабкостями впровадження нейромережевих технологій. Євроінтеграційний вектор відкриває можливості для залучення грантового фінансування цифрової трансформації в рамках програм EU4Digital та Horizon Europe. Загрози, пов'язані з кіберзагрозами та нестабільністю енергопостачання, мітигуються через хмарні архітектури з географічно розподіленими дата-центрами [11].

Визначено три пріоритетні напрями впровадження. Перший — нейромережеве прогнозування попиту в реальному часі на основі LSTM із ковзним вікном 12–24 місяці та автоматичним перенавчанням при виявленні концептуального дрейфу (concept drift) [5]. Другий — NLP-моніторинг конкурентного середовища за допомогою Transformer-архітектур для автоматичного аналізу тональності відгуків та цін конкурентів. Третій — автоенкодерна детекція аномалій у логістичних і збутових потоках; за даними досліджень [4; 7], своєчасне виявлення логістичних аномалій скорочує втрати від перебоїв постачання на 18–27%. Рекомендованою є поетапна стратегія впровадження: хмарні NLP-рішення → LSTM-прогнозування → повноцінна CHMM [12].

Висновки. Проведене дослідження дозволяє сформулювати такі висновки. По-перше, нейромережеві технології є стратегічним інструментом підвищення ефективності маркетингового управління промисловими підприємствами, забезпечуючи якісно вищий рівень прогнозування та реакції на ринкові збурення порівняно з традиційними методами. По-друге, в умовах логістичної кризи особливу цінність набувають LSTM-архітектури для прогнозування попиту та автоенкодери для детекції аномалій у ланцюгах постачання. По-третє, систематизована типологія нейромережевих архітектур за функціями маркетингового управління формує методологічну основу для проектування інтегрованих CHMM промислових підприємств.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробленням кількісної методики оцінки ефективності CHMM для промислових підприємств різних галузей — машинобудування, харчової промисловості, агропромислового комплексу. Актуальним є також дослідження інтеграції нейромережевих технологій із поведінковими моделями прийняття маркетингових рішень, зокрема теорією перспектив Канемана–Тверські, для врахування когнітивних упереджень в умовах кризової невизначеності [13]. Практичне значення результатів полягає у їх безпосередньому використанні при розробленні або модернізації систем маркетингового управління в рамках програм цифрової трансформації.

Література

1. Lecun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. Nature. 2015. Vol. 521, No. 7553. P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 800 p.
3. Собчук В. В., Барабаш О. В., Мусієнко А. П. Основи забезпечення функціональної стійкості інформаційних систем підприємств в умовах впливу дестабілізуючих факторів : монографія. Київ :

Міленіум, 2022. 272 с.

4. Yang M., Lim M. K., Qu Y., Ni D., Xiao Z. Supply chain risk management with machine learning technology: A literature review and future research directions. *Computers & Industrial Engineering*. 2023. Vol. 175. P. 108859. DOI: 10.1016/j.cie.2022.108859.

5. Pietukhov R., Ahtamad M., Faraji-Niri M., El-Said T. A hybrid forecasting model with logistic regression and neural networks for improving key performance indicators in supply chains. *Supply Chain Analytics*. 2023. Vol. 4. P. 100041. DOI: 10.1016/j.sca.2023.100041.

6. Abumohsen M., Owda A. Y., Owda M. Electrical load forecasting using LSTM, GRU, and RNN algorithms. *Energies*. 2023. Vol. 16, No. 5. P. 2283. DOI: 10.3390/en16052283.

7. Kassa A., Kitaw D., Stache U., Beshah B., Degefu G. Artificial intelligence techniques for enhancing supply chain resilience: A systematic literature review, holistic framework, and future research. *Computers & Industrial Engineering*. 2023. Vol. 186. P. 109714. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109714.

8. Олімпієва Ю. І. Забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів промислових підприємств на основі нейроадаптивної системи. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2024. № 3. С. 46–51. DOI: 10.26906/SUNZ.2024.3.046.

9. Wang C.-C., Chien C.-H., Trappey A. J. C. On the application of ARIMA and LSTM to predict order demand based on short lead time and on-time delivery requirements. *Processes*. 2021. Vol. 9, No. 7. P. 1157. DOI: 10.3390/pr9071157.

10. Punia S., Shankar S. Predictive analytics for demand forecasting: a deep learning-based decision support system. *Knowledge-Based Systems*. 2022. Vol. 258. P. 109956. DOI: 10.1016/j.knosys.2022.109956.

11. Ivanov D., Dolgui A. A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*. 2021. Vol. 32, No. 9. P. 775–788. DOI: 10.1080/09537287.2020.1768450.

12. Al-Banna A., Rana Z. A., Yaqot M., Menezes B. Interconnectedness between supply chain resilience, industry 4.0, and investment. *Logistics*. 2023. Vol. 7, No. 3. P. 50. DOI: 10.3390/logistics7030050.

13. Aljohani A. Predictive analytics and machine learning for real-time supply chain risk mitigation and agility. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No. 20. P. 15088. DOI: 10.3390/su152015088.

14. Koç E., Türkoğlu M. Forecasting of medical equipment demand and outbreak spreading based on deep long short-term memory network: the COVID-19 pandemic in Turkey. *Signal, Image and Video Processing*. 2022. Vol. 16, No. 3. P. 613–621. DOI: 10.1007/s11760-020-01847-5.

15. Smyth C., Dennehy D., Fosso Wamba S., Scott M., Harfouche A. Artificial intelligence and prescriptive analytics for supply chain resilience: a systematic literature review and research agenda. *International Journal of Production Research*. 2024. Vol. 62, No. 23. P. 8537–8561. DOI: 10.1080/00207543.2024.2341415.

References

1. Lecun Y., Bengio Y., Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.

2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.

3. Sobchuk V. V., Barabash O. V., Musiienko A. P. (2022). *Osnovy zabezpechennia funktsionalnoi stiikosti informatsiinykh system pidpriemstv* [Fundamentals of Ensuring Functional Stability of Enterprise Information Systems]. Kyiv: Milenium.

4. Yang M., Lim M. K., Qu Y., Ni D., Xiao Z. (2023). Supply chain risk management with machine learning technology. *Computers & Industrial Engineering*, 175, 108859. DOI: 10.1016/j.cie.2022.108859.

5. Pietukhov R., Ahtamad M., Faraji-Niri M., El-Said T. (2023). A hybrid forecasting model with logistic regression and neural networks for improving KPIs in supply chains. *Supply Chain Analytics*, 4, 100041. DOI: 10.1016/j.sca.2023.100041.

6. Abumohsen M., Owda A. Y., Owda M. (2023). Electrical load forecasting using LSTM, GRU, and RNN algorithms. *Energies*, 16(5), 2283. DOI: 10.3390/en16052283.

7. Kassa A., Kitaw D., Stache U., Beshah B., Degefu G. (2023). Artificial intelligence techniques for enhancing supply chain resilience. *Computers & Industrial Engineering*, 186, 109714. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109714.

8. Olimpiieva Yu. I. (2024). Ensuring functional stability of production processes of industrial enterprises based on a neuroadaptive system. *Control, Navigation and Communication Systems*, (3), 46–51. DOI: 10.26906/SUNZ.2024.3.046.

9. Wang C.-C., Chien C.-H., Trappey A. J. C. (2021). On the application of ARIMA and LSTM to predict order demand. *Processes*, 9(7), 1157. DOI: 10.3390/pr9071157.

10. Punia S., Shankar S. (2022). Predictive analytics for demand forecasting: a deep learning-based DSS. *Knowledge-Based Systems*, 258, 109956. DOI: 10.1016/j.knosys.2022.109956.

11. Ivanov D., Dolgui A. (2021). Digital supply chain twin for disruption risks. *Production Planning & Control*, 32(9), 775–788. DOI: 10.1080/09537287.2020.1768450.
12. Al-Banna A., Rana Z. A., Yaqot M., Menezes B. (2023). Supply chain resilience and industry 4.0. *Logistics*, 7(3), 50. DOI: 10.3390/logistics7030050.
13. Aljohani A. (2023). Predictive analytics and ML for supply chain agility. *Sustainability*, 15(20), 15088. DOI: 10.3390/su152015088.
14. Koç E., Türkoğlu M. (2022). Forecasting medical equipment demand via deep LSTM. *Signal, Image and Video Processing*, 16(3), 613–621. DOI: 10.1007/s11760-020-01847-5.
15. Smyth C., Dennehy D., Fosso Wamba S., Scott M., Harfouche A. (2024). AI and prescriptive analytics for supply chain resilience. *IJPR*, 62(23), 8537–8561. DOI: 10.1080/00207543.2024.2341415.

Отримано: 26.12.2025

Прийнято до публікації: 14.01.2026

Опубліковано: 15.01.2026