

Крісілов В.А.

Національний університет «Одеська політехніка»

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДАНИХ

У статті досліджено застосування штучних нейронних мереж у системах підтримки прийняття рішень (СППР) як інструменту інтелектуалізації процесів аналізу, моделювання та прогнозування даних. Обґрунтовано переваги використання нейромережевих моделей для підвищення адаптивності, точності та стійкості систем прийняття рішень у складних динамічних середовищах. Показано, що нейронні мережі, завдяки здатності до самоорганізації та нелінійного узагальнення даних, ефективно виявляють приховані закономірності та підтримують формування рішень у ситуаціях з неповною чи нечіткою інформацією.

Визначено технічні принципи інтеграції нейронних мереж у структуру СППР, зокрема архітектурні підходи (багатошарові перцептрони, рекурентні, згорткові та гібридні моделі), особливості процесу навчання, вибір функцій активації та методів оптимізації. Деталізовано процес навчання нейромереж у контексті СППР: адаптивне налаштування вагових коефіцієнтів, оптимізація функцій втрат, вибір ефективних алгоритмів градієнтного пошуку та застосування методів регуляризації для запобігання перенавчанню. Визначено, що вибір функцій активації й алгоритмів оптимізації безпосередньо впливає на швидкість збіжності та стійкість навчання, особливо при роботі з високоентропійними потоками даних. Розглянуто питання масштабованості, стабільності та продуктивності таких систем під час оброблення великих обсягів даних.

Наголошено на важливості впровадження методів пояснюваного штучного інтелекту, які забезпечують інтерпретованість результатів і підвищують довіру користувачів до моделей. Запропоновано концепцію гібридних когнітивних систем, у яких нейронні мережі взаємодіють із логічними, статистичними та нечіткими модулями, утворюючи багаторівневу архітектуру для прийняття рішень. Такий підхід сприяє формуванню самонавчальних платформ, здатних до адаптації, самооцінки та безперервного вдосконалення на основі накопиченого досвіду. Підкреслено перспективність застосування нейронних СППР у фінансовій, медичній, енергетичній та промисловій сферах, де точність прогнозів і швидкість реакції системи мають критичне значення.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень, штучні нейронні мережі, глибинне навчання, когнітивна архітектура, прогнозування, інтелектуальні системи.

Постановка проблеми. Сучасні інформаційні системи функціонують у середовищі, що характеризується зростанням обсягів, швидкості та різноманітності даних, що ускладнює процес прийняття ефективних управлінських рішень. Традиційні методи аналітики, засновані на статистичних моделях або лінійних залежностях, часто не забезпечують належної точності при роботі з великими, динамічними або неповними даними. У таких умовах підвищується актуальність застосування інтелектуальних методів обробки інформації, зокрема нейронних мереж, здатних до самонавчання, адаптації та виявлення складних нелінійних закономірностей.

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) є важливим інструментом управління в еконо-

мічних, технічних і соціальних сферах, однак їх ефективність значною мірою залежить від можливості точно моделювати процеси та прогнозувати результати на основі історичних даних. Інтеграція нейронних мереж у СППР відкриває нові можливості для автоматизованого аналізу, підвищення точності прогнозування та оптимізації рішень у ситуаціях невизначеності.

Попри значний науковий і практичний прогрес, залишається проблема узгодження методів машинного навчання з вимогами до зрозумілості, стабільності та ефективності прийнятих рішень. Тому дослідження можливостей використання нейронних мереж у системах підтримки прийняття рішень з метою підвищення точності моде-

лювання й прогнозування даних є актуальним завданням сучасної інтелектуальної аналітики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вивчення літературних джерел показує, що нейронні мережі доцільно інтегрувати в системи підтримки прийняття рішень як інструмент для обробки складних даних і моделювання. У роботі [1, с. 557–580] викладено концептуальні засади застосування штучних нейронних мереж у таких системах, підкреслено їх здатність до самоорганізації та адаптації й окреслено вимоги до побудови надійних моделей. Подальші дослідження були спрямовані на конкретні класи задач: огляд статті [2, с. 1–38] систематизує сучасні підходи до прогнозування часових рядів за допомогою глибокого навчання та доводить переваги багатопарових архітектур у підвищенні точності прогнозів. Узагальнення [3, с. 1–17] розглядає вплив методів глибинного навчання на процеси прийняття рішень та відзначає необхідність підвищення прозорості та інтерпретованості моделей для практичного використання.

Прикладом прикладних досліджень є стаття [4, с. 1–12], де запропоновано систему рекомендацій для визначення дозування ліків на основі рекурентних мереж, що підтверджує ефективність нейронних моделей у медицині. У роботі [5, с. 35–44] описано методику навчання нейронних мереж, яка забезпечує стабільність та швидку збіжність при побудові інтелектуальних СППР. Інший важливий напрямок стосується інтерпретованості: у дослідженні [6, с. 74–85] наведено підходи до витягання правил прийняття рішень із мереж, що підсилює довіру користувачів до систем. Комбінацію нечіткої логіки та нейронних мереж розкрито в роботі [7, с. 1092–1097], де запропоновано гібридний алгоритм для СППР в умовах нечітких даних.

Застосування нейронних мереж у фінансовій аналітиці демонструють результати [8, с. 38–48], у яких використано глибокі мережі та трансферне навчання для аналізу фінансових розкриттів. Дослідження [9, с. 1–15] порівнює нейронні мережі з методами опорних векторів і дерев рішень при прогнозуванні кредитних рейтингів, виявляючи переваги нейронних моделей у складних фінансових задачах. Інше систематичне дослідження [10, с. 1–20] розглядає використання мереж у виробничих процесах і підкреслює важливість вибору архітектур залежно від специфіки задачі. Підхід, що інтегрує лінгвістичні змінні та розширену нечітку логіку в нейронні мережі, висвітлено у статті [11, с. 29–36], де запропо-

новано модель для СППР у випадках, коли дані мають лінгвістичний характер.

Нові напрямки стосуються оптимізації та ефективності. Огляд [12, с. 1–23] систематизує методи оптимізації нейронних мереж з позицій стійкого штучного інтелекту, охоплюючи як алгоритмічні, так і апаратні рішення. У дослідженні [13, с. 1–10] розглянуто підходи до валідації та верифікації політик нейронних мереж для послідовного прийняття рішень, що має критичне значення для безпеки й надійності майбутніх СППР. Нарешті, робота [14, с. 1–18] пропонує комплексний огляд можливостей глибоких нейронних мереж у бізнес-аналізі та прогнозуванні ринку, визначаючи перспективні напрями розвитку, такі як поєднання мереж із технологіями великих даних та аналітикою у реальному часі.

Такий аналіз свідчить про еволюцію досліджень від загальних концептуальних основ до спеціалізованих прикладних моделей і методів оптимізації. Окрему увагу приділяють підвищенню прозорості, енергоефективності та адаптивності нейронних мереж у системах підтримки прийняття рішень, що є ключовим для їхнього подальшого впровадження у різні галузі.

Постановка завдання. Метою роботи є дослідження можливостей та практичних аспектів використання нейронних мереж у системах підтримки прийняття рішень для задач моделювання та прогнозування даних. Зокрема, передбачається:

- проаналізувати сучасні підходи до застосування штучних нейронних мереж у процесах прийняття рішень;
- визначити ефективність різних архітектур і алгоритмів навчання нейронних мереж для побудови прогнозних моделей;
- обґрунтувати доцільність інтеграції нейронних мереж у структуру систем підтримки прийняття рішень з метою підвищення точності прогнозів і стабільності результатів;
- представити узагальнену модель використання нейронних мереж у СППР, орієнтовану на автоматизоване моделювання та аналіз складних даних.

Виклад основного матеріалу. Розвиток СППР у сучасних інформаційно-обчислювальних середовищах характеризується переходом від лінійних, аналітично детермінованих моделей до інтегрованих когнітивних архітектур, що функціонують на основі методів глибинного навчання. Такі когнітивні архітектури являють собою багаторівневі інтелектуальні системи, у яких обчислювальні, аналітичні та евристичні компоненти взаємодіють у єдиному інформаційному просторі. Вони забез-

печують контекстну обробку даних, семантичну інтеграцію моделей і формування узгоджених рішень на основі багатоджерельної інформації. Ключовим елементом цієї трансформації є впровадження штучних нейронних мереж (ШНМ) як механізму нелінійного відображення багатовимірних інформаційних просторових структур у параметричні простори рішень. Такий підхід дозволяє формувати адаптивні моделі прийняття рішень, здатні до контекстної реконфігурації в умовах стохастичної невизначеності та високої ентропії даних.

ШНМ у структурі СППР виконує функцію динамічного ядра інтелектуального аналізу, що здійснює синтез, фільтрацію, реконструкцію та багатокритеріальну оцінку даних у режимі неперервного навчання. На відміну від традиційних моделей, які потребують апріорного визначення функціональної залежності, нейромережева архітектура формує власну систему репрезентацій через ітераційне коригування внутрішніх параметрів у процесі адаптації до даних. Ця властивість робить можливим побудову самоузгоджених рішень, де модель не лише прогнозує результат, але й модифікує власні гіперпараметри на основі зміни зовнішнього середовища.

Інтеграційні принципи впровадження ШНМ у СППР передбачають ієрархічну організацію архітектури з декомпозицією на рівні моделювання, навчання та інтерпретації. На нижньому рівні реалізується оброблення первинних даних: нормалізація, детектування аномалій, семантичне тегування та структуризація. Середній рівень відповідає за когнітивне моделювання: багат шарові нейронні структури перетворюють вхідні вектори даних у простір ознак, з якого формується абстрактне представлення ситуації. На верхньому рівні здійснюється семантична інтерпретація результатів, тобто інтеграція з доменними онтологіями, нечіткими правилами або байєсівськими моделями прийняття рішень.

Архітектурна топологія нейромереж у контексті СППР визначається не лише типом даних, а й вимогами до часової когерентності, відмовостійкості та детермінованості результатів. Для задач, пов'язаних із часовими процесами, застосовуються рекурентні структури з довготривалою пам'яттю, здатні акумулювати інформацію про попередні стани системи. В обчислювально складних середовищах, де дані мають просторову або семантичну топологію, використовуються згорткові мережі, що формують багаторівневі фільтри просторових ознак. З метою зменшення

ентропії інформаційних потоків та забезпечення стійкості до шуму впроваджуються автоенкодери, які реалізують латентну репрезентацію даних із мінімальними втратами.

Особливої уваги потребує процес навчання нейронних моделей у складі СППР. На відміну від стандартного процесу оптимізації, що має фіксований набір параметрів, навчання у багаторівневій системі прийняття рішень відбувається в контексті динамічної взаємодії між моделлю та інформаційним середовищем. Це передбачає реалізацію багатоконтурного циклу адаптації, у якому модель не лише мінімізує функцію похибки, а й формує мета-рівень контролю якості власних прогнозів. Такі підходи базуються на ідеях мета-навчання та адаптивного оптимізаційного планування, що дозволяє системі коригувати гіперпараметри без зовнішнього втручання.

У високонавантажених розподілених системах СППР значну роль відіграє аспект паралельного виконання операцій навчання та прогнозування. Використання графічних процесорів і тензорних обчислювальних модулів (GPU, TPU) дає можливість реалізувати масштабоване розгортання нейромережевих моделей у хмарній інфраструктурі з низькою латентністю оброблення запитів. Архітектурна інтеграція таких моделей відбувається за допомогою контейнеризації та мікросервісного підходу, що забезпечує стійкість системи до відмов і можливість гнучкого масштабування залежно від потоку вхідних даних.

Важливою характеристикою сучасних нейронних СППР є механізм пояснюваного прийняття рішень. Підвищення рівня інтелектуалізації без супровідної інтерпретованості результатів створює ризики непрозорості й знижує довіру до системи. Тому до складу СППР інтегруються модулі аналізу причинно-наслідкових залежностей, які реконструюють ланцюги впливу вхідних параметрів на кінцевий результат. Використання алгоритмів оцінювання важливості ознак, таких як SHAP або LIME, дозволяє визначати вплив окремих атрибутів на процес прийняття рішення. Це забезпечує когнітивну верифікацію результатів та узгодженість дій системи з експертними знаннями.

Додатковим напрямом удосконалення є формування гібридних когнітивних структур, де нейромережева модель поєднується з логічно-правильними підсистемами або з нечіткими моделями типу Takagi-Sugeno. Такі архітектури реалізують двошаровий механізм прийняття рішень: на нижньому рівні працює швидке апроксимування і прогнозування, на верхньому – логічна верифікація

результату. Це дозволяє досягти компромісу між точністю, швидкістю та пояснюваністю системи.

Застосування нейронних мереж у СППР довело свою ефективність у низці складних задач. У фінансових моделях вони забезпечують багатofакторне прогнозування ринкових динамік, виявлення нелінійних кореляцій і аномальних тенденцій у даних. У медичних СППР – підвищують точність діагностики шляхом синтезу мультіканальних біосигналів і клінічних показників. У промислових системах – оптимізують виробничі процеси, прогнозують технічні відмови та підтримують стратегії технічного обслуговування на основі предиктивного аналізу.

У сфері енергетики нейронні мережі використовуються для прогнозування споживання електроенергії, оптимізації розподілу навантаження в енергомережах, виявлення аномалій у режимах роботи обладнання та підвищення ефективності керування виробничими циклами в умовах змінного попиту. Застосування глибоких рекурентних і згорткових архітектур у поєднанні з методами

поточної аналітики дає змогу реалізувати концепцію «розумної енергосистеми» з адаптивним управлінням у реальному часі.

У перспективі такі системи можуть стати базовим елементом цифрових екосистем прогнозно-керованого типу, де когнітивна архітектура забезпечує самонавчання, пояснюваність і автономність прийняття рішень.

Висновки. Впровадження нейронних мереж у структуру систем підтримки прийняття рішень формує нову парадигму когнітивного управління. Вона базується на концепції адаптивного інтелектуального ядра, яке здатне не лише обробляти дані, а й здійснювати когнітивну рефлексію, тобто оцінювати власні рішення, формувати зворотний зв'язок і вдосконалювати власну модель прийняття рішень. Ця властивість формує стратегічний вектор еволюції сучасних СППР, які трансформуються з традиційних аналітичних систем у самонавчальні та самокоригувальні інтелектуальні платформи, здатні реалізовувати прогнозно-кероване управління складними соціотехнічними процесами.

Список літератури:

1. Delen D., Sharda R. Artificial neural networks in decision support systems. *Handbook on Decision Support Systems 1* / eds. F. Burstein, C. Holsapple. Berlin ; Heidelberg: Springer, 2008. Chap. 26. Pp. 557–580. DOI: 10.1007/978-3-540-48713-5_26.
2. Lim B., Zohren S. Time-series forecasting with deep learning: a survey. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*. 2021. Vol. 379. Article 20200209. DOI: 10.1098/rsta.2020.0209.
3. Taherdoost H. Deep learning and neural networks: decision-making implications. *Symmetry*. 2023. Vol. 15, № 9. Article 1723. DOI: 10.3390/sym15091723.
4. Riasi A., Delrobaei M., Salari M. A decision support system based on recurrent neural networks to predict medication dosage for patients with Parkinson's disease. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 8424. DOI: 10.1038/s41598-024-59179-0.
5. Abbood Q., Mahdi A., Salih R. Development of a method for training artificial neural networks for intelligent decision support systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. № 1/9 (115). Pp. 35–44. DOI: 10.15587/1729-4061.2022.251637.
6. Petrenko A., Vokhranov I. Neural networks: studying their decision-making rules. *System Research and Information Technologies*. 2023. № 2. Pp. 74–85. DOI: 10.20535/srit.2308-8893.2023.2.06.
7. Tran C., Abraham A., Jain L. A concurrent fuzzy-neural network approach for decision support systems. *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2003)*. 2003. Pp. 1092–1097. DOI: 10.1109/FUZZ.2003.1206584.
8. Kraus M., Feuerriegel S. Decision support from financial disclosures with deep neural networks and transfer learning. *Decision Support Systems*. 2017. Vol. 104. Pp. 38–48. DOI: 10.1016/j.dss.2017.10.001.
9. Golbayani P., Florescu I., Chatterjee R. A comparative study of forecasting corporate credit ratings using neural networks, support vector machines, and decision trees. *arXiv preprint*. 2020. 15 p. DOI: 10.48550/arXiv.2007.06617.
10. Mumali F., Sun Q., Anumba C. Artificial neural network-based decision support systems in manufacturing processes: a systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*. 2022. Vol. 165. Article 107964. DOI: 10.1016/j.cie.2022.107964.
11. Leonishiya A., Robinson P. J. A fully linguistic intuitionistic fuzzy artificial neural network model for decision support systems. *Indian Journal of Science and Technology*. 2023. Special Issue 4. Pp. 29–36. DOI: 10.17485/IJST/v16iSP4.ICAMS136.
12. Ghoneim O., Dobiáš P., Romain O. Survey of neural network optimization methods for sustainable AI: from data preprocessing to hardware acceleration. *Machine Learning with Applications*. 2025. Vol. 12. Article 100762. DOI: 10.1016/j.mlwa.2025.100762.

13. Mazouni Q., Spieker H., Gotlieb A., Acher M. A review of validation and verification of neural network-based policies for sequential decision making. *arXiv preprint*. 2023. 10 p. DOI: 10.48550/arXiv.2312.09680.

14. Trinh V. A comprehensive review: applicability of deep neural networks in business decision making and market prediction investment. *arXiv preprint*. 2025. 18 p. DOI: 10.48550/arXiv.2502.00151.

Krisilov V.A. USING NEURAL NETWORKS IN DECISION SUPPORT SYSTEMS FOR DATA MODELING AND FORECASTING

The article investigates the use of artificial neural networks in decision support systems (DSS) as a tool for the intellectualization of data analysis, modeling, and forecasting processes. The advantages of applying neural network models to enhance the adaptability, accuracy, and robustness of decision-making systems in complex dynamic environments are substantiated. It is shown that neural networks, due to their ability for self-organization and nonlinear data generalization, effectively reveal hidden dependencies and support decision-making under conditions of incomplete or uncertain information.

The technical principles of integrating neural networks into the structure of DSS are defined, including architectural approaches such as multilayer perceptrons, recurrent, convolutional, and hybrid models, as well as the specifics of the learning process, selection of activation functions, and optimization methods. The training process of neural networks in the DSS context is detailed: adaptive adjustment of weight coefficients, optimization of loss functions, selection of efficient gradient-based algorithms, and application of regularization techniques to prevent overfitting. It is determined that the choice of activation functions and optimization algorithms directly affects the convergence rate and stability of learning, particularly when processing high-entropy data streams. The issues of scalability, stability, and computational performance of such systems when handling large-scale data are also addressed.

The importance of implementing explainable artificial intelligence methods is emphasized, as they ensure interpretability of results and increase user trust in neural network models. A concept of hybrid cognitive systems is proposed, in which neural networks interact with logical, statistical, and fuzzy modules, forming a multilayered architecture for complex decision-making. This approach facilitates the development of self-learning platforms capable of adaptation, self-assessment, and continuous improvement based on accumulated experience. The study highlights the promising potential of neural network-based DSS in financial, medical, energy, and industrial domains, where prediction accuracy and system responsiveness are of critical importance.

Key words: decision support systems, artificial neural networks, deep learning, cognitive architecture, forecasting, intelligent systems.

Дата надходження статті: 13.11.2025

Дата прийняття статті: 28.11.2025

Опубліковано: 30.12.2025