

О. М. СУПРУН

кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри інтелектуальних кібернетичних систем
Державний університет «Київський авіаційний інститут»
ORCID: 0000-0002-1196-5655

О. І. ОГІРКО

кандидат технічних наук,
доцент кафедри інформаційних технологій
Львівський державний університет внутрішніх справ
ORCID: 0000-0002-4645-7933

А. О. КРИМСЬКА

кандидат технічних наук,
доцент кафедри менеджменту, маркетингу і міжнародної логістики
Чернівецький торговельно-економічний інститут
Державного торговельно-економічного університету
ORCID: 0000-0001-6410-9476

РОЗРОБЛЕННЯ ГІБРИДНИХ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

Досліджено проблему підвищення точності прогнозування в інтелектуальних системах шляхом інтеграції гібридних нейромережесих моделей. Актуальність роботи зумовлена необхідністю розроблення ефективних методів прогнозування, які забезпечують стабільність результатів та адаптивність до змінних умов. Метою дослідження є створення гібридної нейромережесих моделі прогнозування, що поєднує різні архітектури штучних нейронних мереж для підвищення точності аналізу даних, стійкості до шуму та гнучкості в умовах динамічних змін.

Методи дослідження базуються на математичному моделюванні, аналізі сучасних нейромережесих архітектур та порівняльному оцінюванні їх ефективності. Використано підходи глибокого навчання з комбінуванням згорткових і рекурентних нейронних мереж, а також алгоритми оптимізації для підвищення продуктивності та зменшення обчислювальних витрат. На основі проведеного аналізу запропоновано гібридну модель прогнозування, що інтегрує механізми уваги та адаптивні алгоритми налаштування параметрів, забезпечуючи вищу точність оброблення складних залежностей у даних.

Результати дослідження підтверджують, що запропонована модель забезпечує кращу узагальнювальну здатність порівняно з традиційними підходами. Доведено, що комбіноване використання згорткових і рекурентних архітектур у поєднанні з алгоритмами оптимізації підвищує точність прогнозування та сприяє зменшенню чутливості до змін у вхідних даних. Обґрунтовано необхідність застосування алгоритмів компресії та адаптивного налаштування параметрів для зниження обчислювального навантаження без втрати продуктивності.

Практична цінність роботи полягає у створенні рекомендацій щодо адаптації запропонованої гібридної моделі до реальних умов у фінансовому секторі, медичній діагностиці та системах кібербезпеки.

Перспективи подальших досліджень зосереджені на вдосконаленні механізмів адаптивного налаштування параметрів, підвищенні інтерпретованості результатів та оптимізації обчислювальних витрат, що сприятиме розширенню можливостей застосування гібридних нейромережесих моделей у складних аналітичних завданнях.

Ключові слова: машинне навчання, алгоритми оптимізації, адаптивні моделі, прогнозна аналітика, глибоке навчання, інтелектуальне оброблення даних.

О. М. SUPRUN

Candidate of Physical and Mathematical Sciences,
Associate Professor at the Department of Intelligent Cybernetic Systems
State University "Kyiv Aviation Institute"
ORCID: 0000-0002-1196-5655

О. І. OHIRKO

PhD in Engineering,
Associate Professor at the Department of Information Technologies
Lviv State University of Internal Affairs
ORCID: 0000-0002-4645-7933

A. O. KRYMSKA

PhD in Engineering,

Associate Professor at the Department of Management, Marketing
and International LogisticsChernivtsi Institute of Trade and Economics
of the State University of Trade and Economics

ORCID: 0000-0001-6410-9476

DEVELOPMENT OF HYBRID NEURAL NETWORK MODELS FOR FORECASTING IN INTELLIGENT SYSTEMS

The paper investigates the problem of improving forecasting accuracy in intelligent systems by integrating hybrid neural network models. The relevance of the work is due to the need to develop effective forecasting methods that ensure the stability of results and adaptability to changing conditions. The study aims to create a hybrid neural network forecasting model that combines different artificial neural network architectures to improve the accuracy of data analysis, noise resistance, and flexibility in the face of dynamic changes.

The research methods are based on mathematical modelling, analysis of modern neural network architectures and comparative evaluation of their effectiveness. Deep learning approaches with a combination of convolutional and recurrent neural networks and optimisation algorithms are used to improve performance and reduce computational costs. Based on the analysis, a hybrid forecasting model that integrates attention mechanisms and adaptive parameter tuning algorithms is proposed, providing higher accuracy in handling complex data dependencies.

The study's results confirm that the proposed model provides better generalisability than traditional approaches. It has been proved that combining convolutional and recurrent architectures with optimisation algorithms improves forecasting accuracy and helps reduce sensitivity to changes in input data. The necessity of applying compression algorithms and adaptive parameter tuning to reduce the computational load without losing performance is substantiated.

The practical value of the work lies in creating recommendations for adapting the proposed hybrid model to real conditions in the financial sector, medical diagnostics, and cybersecurity systems.

Prospects for further research are focused on improving the mechanisms of adaptive parameter tuning, increasing the interpretability of results and optimising computational costs, which will help expand the possibilities of using hybrid neural network models in complex analytical tasks.

Key words: machine learning, optimisation algorithms, adaptive models, predictive analytics, deep learning, intelligent data processing.

Постановка проблеми

Розвиток інтелектуальних систем супроводжується необхідністю підвищення точності прогнозування, що зумовлює актуальність дослідження гібридних нейромережових моделей. Традиційні методи машинного навчання мають обмежену ефективність у складних середовищах, де спостерігаються нелінійні залежності та значні обсяги неоднорідних даних. Використання класичних підходів у прогнозуванні часто супроводжується високою чутливістю до змін параметрів і нестабільністю результатів, що ускладнює прийняття рішень в автоматизованих системах. Гібридні моделі, що поєднують можливості глибокого навчання з адаптивними алгоритмами оптимізації, дозволяють підвищити продуктивність інтелектуальних систем завдяки ефективному опрацюванню багатовимірних даних, ідентифікації прихованих закономірностей та забезпеченню стійкості до шуму.

Застосування гібридних підходів у прогнозуванні є важливим науковим завданням, оскільки вимагає розроблення нових архітектур нейромереж, адаптованих до специфіки предметної області. Практична значущість дослідження полягає у створенні моделей, що можуть використовуватися у фінансовому аналізі, кібербезпеці, технічній діагностиці, медицині та інших сферах, де точність і швидкість прогнозування є критично важливими. Використання гібридних нейромережових структур дозволяє поєднувати сильні сторони різних алгоритмів, як-от згорткові та рекурентні нейронні мережі, баєсові методи та генетичні алгоритми, що забезпечує підвищену узагальнювальну здатність моделей. Ефективність прогнозування безпосередньо впливає на оптимізацію ресурсів, зниження витрат і мінімізацію ризиків, що визначає необхідність подальшого вдосконалення методологічних підходів до створення адаптивних нейромережових систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Наукові дослідження підтверджують, що гібридні нейромережові моделі відіграють ключову роль у прогнозуванні в інтелектуальних системах, поєднуючи переваги різних методів машинного навчання для підвищення точності, адаптивності та швидкості оброблення даних. Основні напрями досліджень охоплюють розроблення архітектур гібридних систем, застосування в прогнозуванні складних процесів, інтеграцію в системи кібербезпеки та впровадження в інженерні розрахунки.

Перший напрям наукових розвідок спрямований на створення архітектурних рішень для гібридних нейромережових моделей. А. Кандел (A. Kandel) та Г. Ланггольц (G. Langholz) [1] аналізують загальні архітектурні принципи

гібридних інтелектуальних систем, які комбінують згорткові нейромережі (CNN), рекурентні нейромережі (RNN), нечітку логіку та генетичні алгоритми. Кс. Гуо (X. Guo), К. Чжао (Q. Zhao), Д. Чженг (D. Zheng), Ю. Нінг (Y. Ning), Ю. Гао (Y. Gao) [2] пропонують великомасштабну гібридну CNN-LSTM-модель для прогнозування енергетичних навантажень, що враховує зміни в режимах споживання та ринкові коливання цін. Т. С. Галбоуні (T. S. Halbouni), М. Г. Габеві (M. H. Nabaebi), М. Картіві (M. Kartiwi), Р. Ахмад (R. Ahmad) [3] досліджують CNN-LSTM-модель для виявлення мережевих загроз, яка поєднує можливості згорткових та рекурентних нейромереж для ефективного розпізнавання аномалій. А. А. Хопгуд (A. A. Hopgood) [4] аналізує застосування штучного інтелекту у створенні інтелектуальних систем, підкреслюючи значення комбінованих підходів у підвищенні ефективності обчислень. Подальші дослідження мають бути зосереджені на адаптації гібридних моделей до динамічно змінюваних середовищ.

Другий напрям досліджень присвячений інтеграції гібридних моделей у прогнозування складних процесів. К. С. Гаруд (K. S. Garud), С. Яарай (S. Jayaraj), М. Ю. Лі (M. Y. Lee) [5] аналізують використання гібридних нейромережевих моделей для моделювання фотоелектричних систем, наголошуючи на ефективності їх адаптивного навчання. А. Ю. Хак (A. U. Haq), Дж. П. Лі (J. P. Li), М. Г. Мемон (M. H. Memon), С. Назір (S. Nazir), Р. Сан (R. Sun) [6] пропонують гібридну інтелектуальну систему для прогнозування серцевих захворювань, яка поєднує машинне навчання та класичні статистичні методи. М. Купіаліпур (M. Koopialipoor), Д. Армаджхані (D. J. Armaghani), А. Гедаят (A. Hedayat) [7] застосовують гібридні нейромережеві системи для оцінювання стійкості схилів, що демонструє ефективність інтеграції нейронних мереж у складні геотехнічні розрахунки. Я. Кравчук, Д. Ніколаєнко, І. Воробйов [8] досліджують інноваційні методи інтеграції інтернету речей у комп'ютерні технології, які використовують гібридні підходи для забезпечення адаптивності та ефективності аналізу даних. Подальші дослідження повинні зосередитися на підвищенні точності прогнозування та вдосконаленні адаптивних алгоритмів.

Третій напрям стосується використання гібридних нейромереж у сфері кібербезпеки та аналізу інформаційних потоків. М. А. Кхан (M. A. Khan) [9] розробляє гібридну HCRNNIDS-модель для виявлення вторгнень у мережах, яка поєднує згорткові та рекурентні нейромережі для швидкого оброблення аномалій. К. Чижмар (K. Chyzhmar), О. Дніпров (O. Dniprov), О. Коротюк (O. Korotkiuk), Р. Шаповал (R. Shapoval), О. Сидоренко (O. Sydorenko) [10] розглядають проблеми державної інформаційної безпеки в контексті розвитку інформаційних технологій, підкреслюючи важливість використання інтелектуальних систем для автоматизованого аналізу загроз. Ю. Костюк [11] досліджує розроблення інтелектуальних компонентів інформаційних систем, що застосовують гібридні методи аналізу великих даних. Подальші дослідження можуть бути присвячені створенню самонавчальних гібридних систем кібербезпеки.

Четвертий напрям наукових праць пов'язаний із впровадженням гібридних нейромереж у складні інженерні розрахунки. Р. Дастрес (R. Dastres) та М. Сурі (M. Soori) [12] аналізують застосування штучних нейронних мереж у задачах прогнозування та розпізнавання образів, демонструючи їх ефективність у розв'язанні складних технічних проблем. Д. Деллерман (D. Dellermann), П. Ебель (P. Ebel), М. Золльнер (M. Söllner) [13] досліджують концепцію гібридного інтелекту, що поєднує можливості штучного та людського інтелекту для підвищення ефективності інформаційного аналізу. Подальші дослідження повинні включати розширення гібридних моделей для автоматизації розрахунків та оптимізації параметрів у реальному часі.

Аналіз підтверджує, що гібридні нейромережеві моделі є перспективним інструментом прогнозування в інтелектуальних системах, забезпечуючи високу точність та адаптивність у різних сферах.

Формулювання мети дослідження

Метою статті є розроблення гібридних нейромережевих моделей для прогнозування в інтелектуальних системах, що забезпечують підвищену точність, стійкість до шуму та адаптивність до змінних умов.

Для досягнення цієї мети розв'язуються такі завдання:

- 1) проаналізувати підходи до прогнозування на основі нейромережевих моделей та оцінити ефективність їх інтеграції з адаптивними алгоритмами;
- 2) розробити гібридну нейромережеву модель прогнозування та визначити ключові проблеми її впровадження;
- 3) сформулювати рекомендації щодо адаптації гібридних нейромереж у різних сферах з урахуванням їх ефективності та ресурсних обмежень.

Викладення основного матеріалу дослідження

Нейромережеві моделі прогнозування відіграють ключову роль у сучасних інтелектуальних системах, дозволяючи аналізувати складні процеси та знаходити приховані закономірності в даних. Вони використовуються для прогнозування в таких сферах, як фінансовий аналіз, медична діагностика, кібербезпека та управління бізнес-процесами. Різні архітектури нейромереж мають специфічні особливості та застосування, що визначає їх ефективність у конкретних задачах. Глибокі нейронні мережі здатні працювати з великими обсягами багатовимірних даних, рекурентні мережі ефективні в прогнозуванні часових рядів, згорткові моделі використовуються для аналізу просторових структур, а трансформерні архітектури забезпечують гнучкість у розв'язанні складних аналітичних завдань (табл. 1).

Таблиця 1

Основні типи нейромережевих моделей прогнозування та їх застосування

Тип нейромережі	Принцип роботи	Тип прогнозованих даних	Приклад застосування
Глибока нейромережа (DNN)	Багатшарова структура з нелінійними перетвореннями	Багатовимірні числові та категорійні дані	Аналіз ринкових трендів у фінансовому секторі
Рекурентна нейромережа (RNN)	Використання контекстної інформації через внутрішній стан	Часові ряди, послідовності подій	Прогнозування споживання електроенергії
Згорткова нейромережа (CNN)	Виявлення просторових зв'язків через згорткові фільтри	Зображення, відео, багатовимірні сигнали	Автоматизована діагностика медичних знімків
Трансформер (Transformer)	Самоорганізовані механізми уваги для роботи з довгими залежностями	Текстові дані, складні багатовимірні залежності	Автоматичне генерування прогнозних звітів у бізнес-аналітиці

Джерело: сформовано авторами на підставі [2; 4; 6; 10].

У сучасних умовах ці моделі використовуються для розв'язання широкого спектра завдань, зокрема прогнозування попиту на продукцію, діагностики технічних несправностей та оцінювання ризиків. Наприклад, рекурентні нейронні мережі успішно застосовуються в енергетичному секторі для прогнозування змін у споживанні ресурсів залежно від сезонних факторів. Глибокі нейромережі у фінансових установах допомагають ідентифікувати потенційні ризики та визначати кредитоспроможність клієнтів, використовуючи велику кількість вхідних параметрів. Згорткові мережі широко застосовуються у сфері медичної діагностики для розпізнавання патологічних змін у зображеннях. Трансформерні архітектури завдяки своїй здатності аналізувати великі текстові масиви знаходять застосування в автоматизованому аналізі економічних прогнозів та юридичних документів. Вибір конкретної архітектури залежить від типу вхідних даних та поставленого завдання, що визначає ефективність прогнозування в реальних умовах.

Удосконалення методів прогнозування в інтелектуальних системах вимагає застосування гібридних нейромережевих моделей, які поєднують різні архітектури для підвищення точності та адаптивності. Окремі нейромережеві підходи мають обмеження, зокрема: рекурентні моделі страждають від проблеми градієнтного затухання, згорткові мережі обмежені в роботі з послідовними даними, а трансформерні моделі мають високу обчислювальну складність. Використання гібридних архітектур дозволяє об'єднати переваги різних підходів і компенсувати їхні недоліки. Наприклад, згортково-рекурентні моделі поєднують ефективність згорткових мереж у виділенні ключових ознак зі здатністю рекурентних мереж аналізувати часові залежності, що є критично важливим для оброблення фінансових або медичних даних [12]. Трансформерні моделі в комбінації зі згортковими нейромережами демонструють високу продуктивність у розв'язанні завдань оброблення текстів і складних прогнозних систем (табл. 2).

Таблиця 2

Гібридні нейромережеві моделі та їхні особливості

Гібридна модель	Комбінація архітектур	Основна сфера застосування	Особливості
CNN + RNN	Згорткова мережа (CNN) та рекурентна мережа (RNN)	Аналіз медичних зображень та часових рядів	Використання CNN для виділення ключових ознак та RNN для оброблення послідовностей
Transformer + CNN	Самоорганізовані механізми уваги та згорткові шари	Автоматизована аналітика текстів та розпізнавання зображень	Покращене виявлення складних залежностей у багатовимірних даних
LSTM + Attention	Довготривала пам'ять (LSTM) у поєднанні з механізмами уваги	Прогнозування фінансових ринків та аналіз великих текстових масивів	Забезпечення точності прогнозування через збереження довгострокових залежностей
GAN + RNN	Генеративно-змагальна мережа (GAN) у поєднанні з рекурентною (RNN)	Генерація часових рядів та симуляція складних процесів	Використання GAN для створення синтетичних даних та RNN для їх аналізу

Джерело: сформовано авторами на підставі [2; 3; 5; 11; 13].

Застосування гібридних моделей у сучасних інтелектуальних системах забезпечує значне підвищення точності прогнозування та адаптивності до різних типів даних. Наприклад, комбінація згорткових і рекурентних нейронних мереж використовується для діагностики захворювань на основі аналізу медичних знімків у поєднанні з історією пацієнта, що дозволяє підвищити точність визначення патологій. Поєднання трансформерів зі згортковими мережами дозволяє покращити автоматизований аналіз фінансових документів, витягуючи релевантну інформацію з тексту та визначаючи складні взаємозв'язки. У сфері прогнозування ринкових трендів застосовується модель LSTM з механізмом уваги, що враховує як довготривалі, так і короткострокові фактори впливу. Поєднання генеративно-змагальних мереж із рекурентними структурами використовується для імітації економічних процесів та створення синтетичних даних для навчання інших моделей, що особливо важливо в умовах обмеженого доступу до якісних вхідних даних. Таким чином, гібридні нейромережеві підходи є ефективним інструментом для підвищення продуктивності інтелектуальних систем, забезпечуючи точність і надійність прогнозування в різних сферах.

Гібридні нейромережеві моделі прогнозування є сучасним підходом до аналізу складних нелінійних залежностей, що поєднують методи глибокого навчання та алгоритми оптимізації. Вони призначені для підвищення точності прогнозування в умовах високої невизначеності та динамічних змін середовища. Актуальність таких моделей зумовлена необхідністю ефективного оброблення великих обсягів даних, мінімізації обчислювальних витрат і покращення здатності до узагальнення. На відміну від класичних нейромережевих підходів, що використовують лише одну архітектуру, гібридні моделі поєднують різні алгоритми, що дозволяє підвищити їх адаптивність і стійкість до шуму.

Розроблена модель ґрунтується на інтеграції згорткових, рекурентних і трансформерних шарів разом із такими методами оптимізації, як генетичні алгоритми та байєсова оптимізація. Це забезпечує можливість автоматичного налаштування параметрів, вибору найбільш ефективних структур і швидкої адаптації до змінних вхідних даних. Основна концепція передбачає попереднє оброблення даних згортковими мережами для виокремлення значущих ознак, використання рекурентних мереж для аналізу часових залежностей та застосування трансформерних механізмів для глибокого контекстного розуміння. Оптимізаційні алгоритми дозволяють покращити швидкість і точність навчання моделі, а також уникнути локальних мінімумів під час пошуку оптимальних рішень (табл. 3).

Таблиця 3

Архітектура гібридної нейромережевої моделі прогнозування

Компонент моделі	Функціональне призначення	Методи реалізації	Очікуваний ефект
Згортковий шар (CNN)	Виділення ключових ознак у вхідних даних	Використання фільтрів і пулінгу	Покращення виявлення закономірностей
Рекурентний шар (LSTM/GRU)	Аналіз часових залежностей	Запам'ятовування довготривалих зв'язків	Підвищення точності прогнозування послідовностей
Трансформерний механізм	Виявлення складних багатовимірних взаємозв'язків	Самоорганізовані механізми уваги	Оптимізація оброблення довгих залежностей
Генетичний алгоритм	Автоматичний пошук оптимальних гіперпараметрів	Еволюційні обчислення та селекція	Прискорення навчання та покращення узагальнення
Байєсова оптимізація	Тонке налаштування моделі	Стохастичні процеси та регресійні методи	Мінімізація обчислювальних витрат

Джерело: власна розробка авторів.

Застосування цієї моделі в сучасних умовах дозволяє значно підвищити ефективність прогнозування в таких сферах, як фінансовий аналіз, медична діагностика, управління ризиками та кібербезпека. Наприклад, у фінансових ринках згортковий шар моделі виділяє важливі патерни в історичних даних, рекурентна мережа аналізує послідовність змін, а трансформерні механізми коригують прогноз залежно від довготривалих тенденцій. Генетичні алгоритми та байєсова оптимізація дозволяють автоматично адаптувати модель до різних сценаріїв, що знижує ризики переобладнання та підвищує стабільність результатів [9].

У медицині така модель може застосовуватися для прогнозування розвитку захворювань на основі аналізу клінічних показників. Згорткові шари аналізують рентгенівські або томографічні знімки, рекурентні структури враховують зміни стану пацієнта в часі, а трансформерні модулі дозволяють робити комплексні висновки на основі поєднання різномірних медичних даних. Завдяки алгоритмам оптимізації модель швидко адаптується до нових медичних випадків і покращує точність діагностики.

Отже, розроблена гібридна нейромережева модель є універсальним інструментом прогнозування, що поєднує переваги різних архітектур та алгоритмів оптимізації. Її інтеграція в інтелектуальні системи дозволяє суттєво підвищити точність, стабільність і швидкість оброблення даних, що критично важливо для застосування в реальних умовах.

Впровадження гібридних нейромережевих моделей прогнозування супроводжується низкою технічних та методологічних викликів, які можуть обмежувати їх ефективність у практичному застосуванні. Однією з основних проблем є висока обчислювальна складність, що пов'язана з багатопараметровою структурою та поєднанням різних архітектур нейронних мереж. Оброблення великих обсягів даних, необхідних для навчання таких моделей, вимагає значних обчислювальних ресурсів, що створює додаткове навантаження на апаратне забезпечення та підвищує вартість реалізації. Особливо це стає критичним у випадках, якщо моделі застосовуються в режимі реального часу, наприклад, у фінансовому аналізі, кібербезпеці або автономних системах управління.

Ще одним викликом є потреба у великих обсягах навчальних даних, що необхідні для коректного навчання гібридних моделей та уникнення переобладнання. Застосування згорткових, рекурентних і трансформерних архітектур у межах однієї моделі потребує ретельного підбору навчальних вибірок, які мають достатню репрезентативність. Обмежена доступність якісних і структурованих даних може негативно впливати на точність прогнозування, особливо у сферах, де дані є конфіденційними або важкодоступними. Використання методів розширення даних та синтетичних вибірок частково розв'язує цю проблему, але водночас може призводити до появи шуму та неузгодженостей у навчальних наборах.

Проблема переобладнання є ще одним значущим фактором, що впливає на застосовність гібридних нейромережових моделей. Через складну архітектуру такі моделі можуть надмірно адаптуватися до навчальних даних, утрачаючи здатність до узагальнення і коректної роботи з новими вибірками. Це особливо актуально, якщо використовується великий обсяг параметрів без належної оптимізації або коли модель навчена на обмеженому наборі даних, що не відображає реальної варіативності вхідних сигналів [8]. Запобігання переобладнанню потребує застосування регуляризаційних методів, як-от дроп-аут, нормалізація ваг та адаптивне коригування гіперпараметрів. Використання алгоритмів оптимізації, зокрема таких, як байєсова оптимізація чи генетичні алгоритми, дозволяє покращити узагальнювальну здатність моделі, однак це додатково збільшує обчислювальне навантаження.

Важливим аспектом є також складність інтеграції гібридних нейромереж у практичні системи. Поєднання різних нейромережових архітектур та алгоритмів оптимізації потребує комплексного налаштування, що ускладнює розгортання та підтримку таких моделей. Впровадження у виробниче середовище потребує створення ефективної інфраструктури для оброблення даних, що включає сервери з високою продуктивністю, оптимізоване програмне забезпечення та механізми моніторингу продуктивності моделей. Відсутність стандартизованих підходів до розгортання гібридних моделей може призводити до труднощів в їх масштабуванні та адаптації до змінних умов експлуатації [4].

Адаптація гібридних нейромережових моделей у різних сферах вимагає врахування специфіки даних, обчислювальних можливостей та необхідності забезпечення точності прогнозування. Впровадження таких моделей має базуватися на оптимальному поєднанні методів глибокого навчання, що дозволяє враховувати як структуровані, так і неструктуровані дані, підвищуючи ефективність аналітики [15]. Одним із ключових аспектів є вибір відповідної архітектури нейронної мережі згідно з потребами конкретної сфери, наприклад, використання згорткових шарів для аналізу зображень у медицині або трансформерних моделей для розпізнавання складних текстових структур у фінансовій аналітиці.

Масштабованість є критично важливим фактором, оскільки великі обчислювальні витрати можуть ускладнювати впровадження гібридних нейромереж у реальних умовах. Оптимізація ресурсів може включати використання попередньо навчених моделей, що дозволяє зменшити потребу у великих обсягах обчислень [14]. Також застосування розподілених обчислень і хмарних сервісів дозволяє масштабувати нейромережові моделі без втрати продуктивності, забезпечуючи їх адаптивність до плінних умов. У сфері прогнозування медичних даних ефективною стратегією є комбінування нейронних мереж із класичними алгоритмами статистичного аналізу, що дозволяє забезпечити вищу інтерпретованість результатів.

З огляду на ресурсні обмеження важливим кроком є впровадження алгоритмів компресії нейронних мереж, як-от квантування та прунг, які дозволяють скорочувати обчислювальну складність без значного зниження точності. Для застосування в реальному часі, наприклад, у кібербезпеці або системах моніторингу, рекомендується використовувати гібридні моделі з можливістю інкрементального навчання, що дозволяє зменшити витрати на оновлення моделей та підвищити їх ефективність у динамічних середовищах.

Інтеграція гібридних нейромереж у виробничі процеси потребує належної інфраструктури та стандартизації методів їх розгортання. Важливим аспектом є впровадження механізмів автоматизованого підбору параметрів моделі за допомогою байєсової оптимізації або генетичних алгоритмів, що дозволяє адаптувати їх до конкретних задач. У фінансових системах доцільним є використання комбінації рекурентних нейромереж та механізмів уваги для аналізу ринкових трендів, що забезпечує швидку адаптацію до змін макроекономічних умов.

У медицині рекомендовано застосовувати гібридні моделі з урахуванням медичних стандартів та вимог до інтерпретації результатів. Наприклад, комбінування згорткових мереж із методами генеративного навчання може підвищити точність діагностичних систем. Для кібербезпеки ефективним є впровадження рекурентних моделей у поєднанні із графовими нейронними мережами для виявлення аномалій у великих обсягах мережевого трафіку.

Таким чином, адаптація гібридних нейромережових підходів повинна ґрунтуватися на балансі між ефективністю, ресурсними можливостями та практичними вимогами конкретної сфери. Інтеграція методів оптимізації, використання розподілених обчислень та інкрементального навчання сприяє розширенню можливостей застосування цих моделей у різних галузях, забезпечуючи високу продуктивність та надійність прогнозування.

Висновки

У результаті дослідження розроблено гібридну нейромережову модель прогнозування, що поєднує згорткові, рекурентні та трансформерні архітектури з методами оптимізації. Встановлено, що традиційні підходи мають обмеження, пов'язані з нестабільністю результатів, низькою узагальнювальною здатністю та високими обчислювальними витратами. Запропоновані алгоритми оптимізації покращують навчання моделі та знижують ризик переобладнання.

Основними проблемами впровадження є значна обчислювальна складність, потреба у великих обсягах навчальних даних і складність інтеграції в практичні системи. Оптимізація ресурсів, використання попередньо навчених моделей і алгоритмів компресії дозволяють частково зменшити ці виклики.

Для ефективної адаптації запропоновано поєднання гібридних моделей з розподіленими обчисленнями, що забезпечує масштабованість і підвищує продуктивність. Перспективи подальших досліджень мають бути зосереджені на автоматизованому налаштуванні моделей, удосконаленні методів компресії та підвищенні інтерпретованості результатів для практичного застосування.

Список використаної літератури

1. Kandel A., Langholz G. Hybrid architectures for intelligent systems. CRC Press. 2020. URL: <https://books.google.com.ua/books?hl=uk&lr=&id=bUAHEAAQBAJ> (date of access:07.03.2025).
2. Guo X., Zhao Q., Zheng D., Ning Y., Gao Y. A short-term load forecasting model of multi-scale CNN-LSTM hybrid neural network considering the real-time electricity price. *Energy Reports*. 2020. Vol. 6. № 1. P. 1046–1053. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.11.078> (date of access:07.03.2025).
3. Halbouni T.S., Gunawan M.H., Habaebi M., Halbouni M., Kartiwi M., Ahmad R. CNN-LSTM: Hybrid Deep Neural Network for Network Intrusion Detection System. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. № 1. P. 99837–99849. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3206425> (date of access:07.03.2025).
4. Hopgood A.A. Intelligent systems for engineers and scientists: a practical guide to artificial intelligence. CRC Press. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781003226277> (date of access:07.03.2025).
5. Garud K.S., Jayaraj S., Lee M.Y. A review on modeling of solar photovoltaic systems using artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithm and hybrid models. *International Journal of Energy Research*. 2021. Vol. 45. № 1. P. 6–35. DOI: <https://doi.org/10.1002/er.5608> (date of access:07.03.2025).
6. Haq A.U., Li J.P., Memon M.H., Nazir S., Sun R. A hybrid intelligent system framework for the prediction of heart disease using machine learning algorithms. *Mobile Information Systems*. 2018. Vol. 2018. № 1. Article 3860146. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/3860146> (date of access:07.03.2025).
7. Koopialipoor M., Jahed Armaghani D., Hedayat A. Applying various hybrid intelligent systems to evaluate and predict slope stability under static and dynamic conditions. *Soft Computing*. 2019. Vol. 23. № 1. P. 5913–5929. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-018-3253-3> (date of access:07.03.2025).
8. Кравчук Я., Ніколаєнко Д., Воробйов І. Інноваційні методи інтеграції Інтернету речей у комп'ютерні технології. *Наука і техніка сьогодні*. 2024. Вип. 11. № 39. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-11\(39\)-898-913](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-11(39)-898-913) (дата звернення: 07.03.2025).
9. Khan M. A. HCRNNIDS: Hybrid convolutional recurrent neural network-based network intrusion detection system. *Processes*. 2021. Vol. 9. № 5. Article 834. DOI: <https://doi.org/10.3390/pr9050834> (date of access:07.03.2025).
10. Chyzmar K., Dniprov O., Korotkiuk O., Shapoval R., Sydorenko O. State Information Security as a Challenge of Information and Computer Technology Development. *Journal of Security and Sustainability Issues*. 2020. Vol. 9. № 3. P. 819–828. DOI: [https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3\(8\)](https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3(8)) (date of access:07.03.2025).
11. Костюк Ю. Розробка інтелектуальних компонентів інформаційних систем. *Challenges and Issues of Modern Science*. 2023. Вип. 1, № 1. P. 337–342. URL: <https://cims.fti.dp.ua/j/article/view/64> (дата звернення: 07.03.2025).
12. Dellermann D., Ebel P., Söllner M., Leimeister J.M. Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*. 2019. Vol. 61. № 6. P. 637–643. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2> (date of access:07.03.2025).
13. Dastres R., Soori M. Artificial neural network systems. *International Journal of Imaging and Robotics*. 2021. Vol. 21. № 2. P. 13–25. URL: <https://hal.science/hal-03349542/> (date of access:07.03.2025).
14. Wu L., Kong C., Hao X., Chen W. A short-term load forecasting method based on GRU-CNN hybrid neural network model. *Mathematical Problems in Engineering*. 2020. Vol. 2020. № 1. Article 1428104. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/1428104> (date of access:07.03.2025).
15. De Campos Souza P.V. Fuzzy neural networks and neuro-fuzzy networks: A review of the main techniques and applications used in the literature. *Applied Soft Computing*. 2020. Vol. 92. № 1. Article 106275. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106275> (date of access:07.03.2025).

References

1. Kandel, A., & Langholz, G. (2020). *Hybrid architectures for intelligent systems*. CRC Press. Retrieved from: <https://books.google.com.ua/books?hl=uk&lr=&id=bUAHEAAQBAJ> (date of access: 07.03.2025).
2. Guo, X., Zhao, Q., Zheng, D., Ning, Y., & Gao, Y. (2020). A short-term load forecasting model of multi-scale CNN-LSTM hybrid neural network considering the real-time electricity price. *Energy Reports*, 6(1), 1046–1053. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.11.078> (date of access: 07.03.2025).
3. Halbouni, T.S., Gunawan, M.H., Habaebi, M., Halbouni, M., Kartiwi, M., & Ahmad, R. (2022). CNN-LSTM: Hybrid Deep Neural Network for Network Intrusion Detection System. *IEEE Access*, 10(1), 99837–99849. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3206425> (date of access: 07.03.2025).
4. Hopgood, A.A. (2021). *Intelligent systems for engineers and scientists: a practical guide to artificial intelligence*. CRC Press. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781003226277> (date of access: 07.03.2025).

5. Garud, K. S., Jayaraj, S., & Lee, M. Y. (2021). A review on modeling of solar photovoltaic systems using artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithm and hybrid models. *International Journal of Energy Research*, 45(1), 6–35. DOI: <https://doi.org/10.1002/er.5608> (date of access: 07.03.2025).
6. Haq, A. U., Li, J. P., Memon, M. H., Nazir, S., & Sun, R. (2018). A hybrid intelligent system framework for the prediction of heart disease using machine learning algorithms. *Mobile Information Systems*, 2018(1), Article 3860146. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/3860146> (date of access: 07.03.2025).
7. Koopialipour, M., Jahed Armaghani, D., & Hedayat, A. (2019). Applying various hybrid intelligent systems to evaluate and predict slope stability under static and dynamic conditions. *Soft Computing*, 23(1), 5913–5929. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-018-3253-3> (date of access: 07.03.2025).
8. Kravchuk, Ya., Nikolaienko, D., & Vorobiov, I. (2024). Innovatsiini metody intehratsii Internetu rechei u kompiuterni tekhnolohii [Innovative methods of integrating the Internet of Things into computer technologies]. *Nauka i tekhnika sьогодni – Science and Technology Today*, 11(39). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-11\(39\)-898-913](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-11(39)-898-913) [in Ukrainian]. (date of access: 07.03.2025).
9. Khan, M. A. (2021). HCRNNIDS: Hybrid convolutional recurrent neural network-based network intrusion detection system. *Processes*, 9(5), Article 834. DOI: <https://doi.org/10.3390/pr9050834> (date of access: 07.03.2025).
10. Chyzhmar, K., Dniprov, O., Korotiuk, O., Shapoval, R., & Sydorenko, O. (2020). State Information Security as a Challenge of Information and Computer Technology Development. *Journal of Security and Sustainability Issues*, 9(3), 819–828. DOI: [https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3\(8\)](https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3(8)) (date of access: 07.03.2025).
11. Kostiuk, Yu. (2023). Rozrobka intelektualnykh komponentiv informatsiinykh system [Development of intelligent components of information systems]. *Challenges and Issues of Modern Science*, 1(1), 337–342. Retrieved from: <https://cims.fti.dp.ua/j/article/view/64> [in Ukrainian]. (date of access: 07.03.2025).
12. Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61(6), 637–643. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2> (date of access: 07.03.2025).
13. Dastres, R., & Soori, M. (2021). Artificial neural network systems. *International Journal of Imaging and Robotics*, 21(2), 13–25. Retrieved from: <https://hal.science/hal-03349542/> (date of access: 07.03.2025).
14. Wu, L., Kong, C., Hao, X., & Chen, W. (2020). A short-term load forecasting method based on GRU-CNN hybrid neural network model. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020(1), Article 1428104. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/1428104> (date of access: 07.03.2025).
15. De Campos Souza, P. V. (2020). Fuzzy neural networks and neuro-fuzzy networks: A review of the main techniques and applications used in the literature. *Applied Soft Computing*, 92(1), Article 106275. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106275> (date of access: 07.03.2025).