

Сергій РІППА

доктор економічних наук, професор, ДВНЗ “Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана”, Київ, Україна, rippa_serg@ukr.net
ORCID ID: 0000-0003-0429-6112

ПРОБЛЕМАТИКА РЕТРО-ПРОГНОЗІВ ЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖ

Вступ. Складна економічна ситуація в Україні, надзвичайний стан, війна і наслідки руйнування частини критичної інфраструктури суттєво підвищили цінність інструментів економіко-математичного прогнозування на основі нейромереж та можливостей їх тюнінгу, тобто вдосконаленого налаштування з використанням методів ретро-прогнозів з метою розробки та реалізації обґрунтованої економічної політики.

Мета – проаналізувати і дослідити потенціал та формальні аспекти застосування нейрокомп'ютерних методів економічного прогнозування й інструментальні засоби підтримки ретро-прогнозів економічних показників.

Результати. Успіх економічних рішень (стратегічних і тактичних) так чи інакше залежить від якості аналітики й ефективності операційного апарату прийняття рішень. Навіть якщо суворий алгоритмічний підхід утруднений або неможливий і отримати правильне рішення принципово неможливо, існують ефективні методи та інструменти розв'язання економічних проблем, вагоме місце між яких займає прогнозування. Останніми роками відбувся певний прорив в теорії і практиці економіко-математичних наук, багато організацій почали активно використовувати нейромережі в прогнозуванні. Подібні нейромережі можуть ідентифікувати взірці, за допомогою яких вони генерують рекомендації дій, можуть вивчати та узагальнювати минулий досвід, щоб вдосконалити власний рівень продуктивності й обчислити прогнози. Методології нейромереж взагалі й нейропрогнозування зокрема належать до сімейства технологій машинного навчання (*machine learning*). За специфікою розв'язання проблеми машинного навчання в прогнозуванні відрізняється від інших методів, призначених для формування і використання передбачень. Можливості накопичення і вдосконалення досвіду, формування й адаптації архітектури нейромереж під специфіку завдань прогнозування, широкі можливості застосування методів ретро-прогнозів для покращення характеристик налаштування нейромоделей для прогнозів, наявність гнучких механізмів параметризації й оптимізації алгоритмічного забезпечення нейрообчислень відкривають перспективні підходи в розвитку теорії і практики прогнозування в економічних дослідженнях. Машинне навчання сьогодні – це галузь наукового знання, що доволі швидко розвивається і має справу з алгоритмами, здатними навчатися і розвиватися, що відрізняє цю сферу наукових досліджень

від багатьох інших і робить її одночасно орієнтованою на практику впровадження, в тому числі й в прогнозуванні. Необхідність використання методів машинного навчання пояснюється тим, що для багатьох складних ("інтелектуальних") завдань (наприклад, побудова і вдосконалення прогнозних моделей) дуже складно, або навіть неможливо, розробити "явний" алгоритм їх вирішення, проте часто можна навчити комп'ютер вирішувати ці завдання за допомогою нейромережі і технологій ретро-прогнозування.

Висновки. Проведена формалізація інтегрального уявлення нейромережі для прогнозування у вигляді активаційних функцій з визначенням умов їх використання в алгоритмах машинного навчання з врахуванням специфіки уточненого налаштування ретро-прогнозних нейромоделей економічних показників. Продемонстровано на прикладі ретро-прогнозування для найпростішої нейромережі (4-2-3-1), коли при виборі алгоритму машинного навчання (між PROP і RPROP) досягається більш ніж двократний ефект підвищення якості прогнозної моделі.

Ключові слова: нейромережа, машинне навчання, економічні показники, ретро-прогнозування, економіко-математичне моделювання, алгоритми PROP і RPROP.

Рис.: 3, бібл.: 11.

Sergiy RIPPA

Dr. Sc. (Economics), Prof., Kyiv National University of Economics named after Vadym Hetman, Kyiv, Ukraine, rippa_serg@ukr.net
ORCID ID: 0000-0003-0429-6112

PROBLEMS OF RETRO-FORECASTS OF ECONOMIC INDICATORS BASED ON NEURAL NETWORKS

Introduction. The difficult economic situation in Ukraine, the state of emergency, the war and the consequences of the destruction of critical infrastructure have significantly increased the value of economic and mathematical forecasting tools based on neural networks and their tuning capabilities, is improved.

The purpose of the article is to analyze and study the potential and formal aspects of the application of neurocomputer methods of economic forecasting and tools to support retro-forecasts of economic indicators.

Results. The success of economic decisions (strategic and tactical) in one way or another depends on the quality of analytics and the efficiency of the operational apparatus of decision-making. Even if a rigorous algorithmic approach is difficult or impossible and it is fundamentally impossible to get the right solution, there are effective methods and tools for solving economic problems, an important place among which is forecasting. Just in recent years there has been a breakthrough in the theory and practice of economics and mathematics, many organizations have begun to actively use neural networks in forecasting. Such neural networks can identify patterns by which they generate recommendations for action, they can study and summarize past experiences to improve their own level of performance and calculate forecasts. Neural network methodologies in general and neuro-forecasting in particular belong to the family of machine learning technologies. The specifics of solving the problem of machine learning in forecasting differs from other methods designed for the formation and use of predictions. Possibilities of accumulation and improvement

of experience, formation and adaptation of neural network architecture to specifics of forecasting tasks, wide possibilities of application of retro-forecasting methods for improvement of characteristics of adjustment of neural models for forecasts, availability of flexible mechanisms of parameterization and optimization of algorithmic providing forecasting in economic research. Machine learning today is a field of scientific knowledge that is developing rapidly and deals with algorithms capable of learning and developing, which distinguishes this field of research from many others and makes it, at the same time focused on implementation practice, including forecasting. The need to use machine learning methods is due to the fact that for many complex – “intelligent” – tasks (eg, construction and improvement of predictive models) is very difficult (or even impossible) to develop an “explicit” algorithm for solving them, but often you can teach a computer to learn solving these problems with the help of neural networks and retro-forecasting technologies.

Conclusions. *The formalization of the integrated representation of the neural network for forecasting in the form of activation functions with the definition of conditions for their use in machine learning algorithms, taking into account the specifics of the refined settings of retro-predicted neural models of economic indicators. Demonstrated by the example of retro-forecasting for the simplest neural network (4-2-3-1), when the choice of machine learning algorithm (between PROP and RPROP) is achieved more than twice the effect of improving the quality of the forecast model.*

Keywords: *neural network, machine learning, economic indicators, retro-forecasting, economic and mathematical modeling, PROP and RPROP algorithms.*

JEL Classification: C45.

Постановка проблеми. Інновації і впровадження новітніх наукомістких технологій в економіці є доволі непростою справою, що вимагає, окрім грошей і часу, ще й суттєвої зміни психології. Проте практика показує, що ці вкладення виводять суспільство на якісно новий рівень. Особливо це є актуальним в такі складні часи, які сьогодні переживає Україна, – військова агресія з боку РФ і надзвичайний стан, який спричинений наслідками пандемії COVID, масштабними руйнаціями багатьох вітчизняних економічних інфраструктур, та й не тільки економічних, в т. ч. й за межами України. В цих умовах доводиться вирішувати різні завдання, причому їх постановка неформальна, а рішення неоднозначні.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Штучні нейронні мережі (ШНМ) – це адаптивні системи для обробки та інтелектуального аналізу даних, які є математичною структурою, що імітує деякі аспекти

роботи людського мозку і діяльності суспільства та демонструє такі їх можливості, як здібність до неформального навчання, виробничої співпраці, соціальної комунікації, узагальнення і кластеризації неklasифікованої інформації, здатність самостійно будувати прогнози на основі спостереження часових рядів. Головною їх відмінністю від інших методів є те, що нейромережі не потребують заздалегідь відомої моделі, а будують її самі лише на основі інформації, яку отримали. Саме тому нейронні мережі увійшли до практики усюди, де потрібно вирішувати завдання прогнозування, класифікації, управління – іншими словами, в галузі людської діяльності, де є завдання, що погано алгоритмізуються, для вирішення яких необхідні або постійна робота групи кваліфікованих експертів, або адаптивні системи інформатизації, якими і є нейронні мережі в широкому розумінні [1; 2; 3; 4]. Вагомою частиною економічної аналітики і

методів прийняття рішень в управлінні економікою є використання ретро-прогнозів як методології налаштування нейромоделей і тюнінгу економічних показників та параметрів ШНМ при побудові, обчисленні та використанні економічних передбачень.

На жаль, у спеціальній економіко-математичній літературі упродовж останніх кількох років, коли активізувалися дослідження в нейронауках, тематика ретро-прогнозів залишилась поза увагою більшості вітчизняних і зарубіжних науковців. Навіть поглиблений пошук бібліографічних БД Scopus і WoS за цією тематикою знаходить лише одиничні публікації [5; 6; 7] та й вони зосереджені переважно в технічних і фізико-природничих науках.

Переважає більшість експертів вважають, що ШНМ приймає вхідну інформацію й аналізує її способом, аналогічним тому, як використовує різноманітну інформацію (в т. ч. образну) наш мозок. Під час аналізу мережа вивчає (набуває досвіду і знань) і видає вихідну інформацію на основі набутого раніше досвіду і/або навчання. Основне завдання економіста-аналітика, який використовує нейронні мережі для вирішення якої-небудь проблеми, – створити ефективну архітектуру нейронної мережі, тобто правильно вибрати вигляд і структуру нейронної мережі, алгоритм її навчання, кількість нейронів і види зв'язків між ними та їх відповідним чином налаштувати [8; 9]. Ця робота не має формалізованих процедур, вона вимагає глибокого розуміння різних видів архітектури нейромереж, включає багато дослідницької і аналітичної роботи і може зайняти багато часу й обчислювальних ресурсів.

Досвід використання нейротехнологій засвідчує, що для неформалізованих завдань нейромережні моделі можуть на порядок перевершувати традиційні методи вирішення, але використання нейронних мереж доцільне за певних умов, а саме:

- коли потрібні накопичені достатні об'єми даних про попередню поведінку економічної системи (процесу); особливо це актуально для ретро-прогнозування, де довжина часового ряду безпосередньо впливає на достовірність передбачень;
- коли в практиці економічного управління не існує традиційних методів або алгоритмів, що задовільно вирішують проблему (наприклад, статистичні, трендові або регресійні методи не дають прийнятних результатів);
- коли дані для прогнозів частково створені, суперечливі або не є повними і тому традиційні методи видають незадовільний результат, порівняно з нейро-прогнозуванням [10].

Практика економічного прогнозування показує, що нейронні мережі найкраще виявляють себе там, де є велика кількість вхідних даних, між якими існують неявні взаємозв'язки і закономірності. В цьому випадку нейромережі дають змогу автоматично враховувати різні нелінійні залежності, приховані в ретроспективних даних. Це особливо важливо в системах підтримки прийняття рішень і системах прогнозування, орієнтованих на хронології. Нейромережі є незамінними для аналізу даних, зокрема, для попереднього (розвідувального) аналізу або відбору, виявлення аномальних або, так званих, “випадних” фактів, або попередження грубих помилок фахівців, що ухвалюють прогнозні рішення [11]. Доцільно також використовувати нейромережеві методи в задачах з неповною або “засміченою” чи “зашумленою” інформацією, особливо в задачах, де рішення можна знайти інтуїтивно, і при цьому традиційні математичні моделі не дають бажаного результату або взагалі не можуть бути застосовані в системах прийняття рішень.

Важливою перевагою методів нейронних мереж є те, що їх можна використовувати не-

залежно або ж вони можуть служити доповненням до традиційних методів статистичного аналізу, більшість з яких пов'язані з побудовою моделей прогнозування, заснованих на тих або інших припущеннях і теоретичних висновках (наприклад, що досліджувана залежність є лінійною або що деяка змінна має нормальний розподіл). Характерно, що нейромережний підхід не пов'язаний з такими припущеннями – він однаково придатний для лінійних і складних нелінійних залежностей, особливо ж ефективний в розвідувальному аналізі даних, коли ставиться мета з'ясувати, чи є залежності між змінними. При цьому дані, як вже зазначалось вище, можуть бути неповними, суперечливими і навіть свідомо спотвореними. Якщо між вхідними і вихідними даними існує якийсь зв'язок, що навіть не виявляється традиційними кореляційними методами, то нейронна мережа здатна автоматично налаштуватися на нього із заданою мірою точності. Крім того, сучасні нейронні мережі володіють додатковими можливостями: вони дають змогу оцінювати порівняльну важливість різних видів вхідної інформації, зменшувати її об'єм без втрати істотних даних, розпізнавати симптоми наближення критичних ситуацій, сигналізувати про можливі відхилення і аномалії в економічній ситуації.

Метою статті є аналіз і дослідження потенціалу та формальних аспектів застосування нейрокомп'ютерних методів економічного прогнозування й інструментальних засобів підтримки ретро-прогнозів економічних показників.

Виклад основного матеріалу дослідження. Традиційно для економічних передбачень використовували статистичні моделі, такі як регресія чи прогнозування на лінійних і/або нелінійних моделях, методи дослідження операцій, планування запасів чи розподіл ресурсів, традиційні економетричні фінансові моделі чи методи заміни обладнання, або такі екзотич-

ні концепції, як теорія хаосу та ін. подібні інновації. Зазначені підходи не завжди адекватно працювали з поверховими знаннями (shallow knowledge) або неповними процедурними знаннями (knowledge-poor procedures). Водночас для складних економічних завдань стандартними методами важко було знайти прийнятне рішення в звичайних умовах дефіциту надійних БД, оскільки були потрібні додаткові, глибинні знання і якісні, достовірні дані. Потрібні для прогнозування знання інколи забезпечувалися за допомогою експертних систем, однак вони найчастіше використовували технології логічних висновків і обмежувалися лише вузькими і дрібними доменами. Для більш складних ситуацій, коли збирання (добування) знань є важким і вартісним, застосовується альтернативний підхід – машинне навчання, в якому нейрообчислення є найбільш розповсюдженою технологією.

Для переліку нижченаведених методів і алгоритмів машинного навчання першу, четверту і п'яту групи найчастіше використовують в моделях нейромереж як для звичайного передбачення, так й ретро-прогнозування:

- нейрообчислення (Neural computing). Цей підхід може бути використаний для здобуття знань, тому може застосовуватися для підтримки рішень, орієнтованих на прогнозування у цілому і ретро-прогнози, зокрема;
- індуктивне навчання (Inductive learning). Цей метод може бути використаний для здобуття знань у вигляді правил індукції;
- міркування за прецедентами (Case-based reasoning) і міркування за аналогією (analogical reasoning). Цей підхід служить для здобуття знання і логічних висновків;
- генетичні алгоритми (Genetic algorithms), які реалізують спроби слідувати еволюційним процесам за аналогією біологічних систем, в яких відбувається процеси розмноження і навчання, а генетичне

кодування ознак забезпечує ідентифікацію нечислових об'єктів для послідувального прогнозування;

- статистичні методи (Statistical methods), які можуть застосовуватись для здобуття знань, прогнозування і розв'язування проблем передбачення на основі нейромереж;
- навчання на основі пояснень (Explanation-based learning), яке ґрунтується на теорії, що пояснює належність того чи іншого екземпляру до певного класу.

Найголовнішою ознакою сучасних нейромереж є наявність низки властивостей, що характерні для біологічних нейромереж, у тому числі й людському мозку – це здатність до навчання. Для розв'язання будь-якої задачі на комп'ютері традиційним методом необхідно знати правила (математичні формули), які дають змогу з вхідних даних отримати вихідні, тобто знайти розв'язок задачі. Водночас за допомогою нейромережі можна знайти розв'язок, не знаючи правил, а маючи кілька прикладів чи шаблонів (прототипів). Цей підхід нейромереж до розв'язування задач більш близький до людського, ніж традиційні обчислення. Типовий приклад, коли людина переходить вулицю, вона оцінює швидкість руху автомобіля відповідно до попереднього досвіду, прогнозує свої дії й оцінює ситуацію, при цьому не використовує математичні обчислення, а виконує певні дії, не знаючи чіткого алгоритму в математичному розумінні.

Ще одна не менш важлива властивість нейромереж – це здатність знаходити рішення, ґрунтуючись на зашумлених, спотворених і навіть суперечливих даних. Або інша властивість – це стійкість до відмов, коли у разі виходу з ладу частини нейронів уся мережа у цілому продовжує залишатися працездатною, незважаючи на певне зменшення точності правильних рішень.

Змістовно ШНМ не є точними копіями біологічної системи людського мозку, проте вони демонструють такі здатності людини, як узагальнення, навчання, абстрактне мислення і навіть інтуїцію. Все залежить від того, наскільки вдало вибрано математичну модель нейронів і структуру взаємозв'язків між окремими нейронами в нейромережі. Слід зауважити, що немає єдиного підходу до побудови нейромереж, їх архітектура значною мірою залежить від вміння авторів штучно відтворити функції біологічного нейрона: оцінити вхідні значення і визначити стан нейрона за допомогою передавальної функції, що генерує вихідний імпульс.

Математичну модель штучного нейрона, яка змістовно відтворює механізм дії біологічного нейрона, можна уявити як адитивне перетворення зважених вхідних імпульсів на вихідні або як відстань між векторами входів і ваги. Якщо ввести відповідні позначення через:

N – загальне число нейронів в нейромережі;

j – індекс нейрона ($j = 1, 2, \dots, N$);

r_{ij} – число входів в j -нейрон ($i = 1, 2, \dots, nj$);

x_{ij} – значення сили імпульсу i -входу в j -нейрон;

W_{ij} – вага імпульсу i -входу в j -нейрон, то уявлення функції стану (вхідного імпульсу) x найчастіше за аналогією з моделлю біологічного нейрона кількісно визначається як зважена сума вхідних імпульсів або як відстань між вектором входів $N = \{x_{ji}\}$ і вектором значень ваги $W = \{w_{ji}\}$, що вимірюється в деякій метриці. Формально це виглядає наступним чином:

$$x_j = \sum_{i \in n_j} w_{ji} x_{ji}, \text{ або } x_j = \sum_{i \in n_j} |w_{ji} - x_{ji}|.$$

Відсутність єдиного представлення функції стану нейрона є ще однією перевагою концепцій машинного навчання, оскільки суттєво розширює спектр формального представлення ШНМ в контексті досліджень і перспектив налаштування

різних нейромоделей для прогнозування (розглядатимуться нижче щодо особливостей нормалізації для ретро-прогнозування). Також немає домовленості щодо однозначного вибору передавальної функції (функції активації) $y=f(x)$, але найчастіше використовуються наступні функції: ступінчаста порогова – *SP*, лінійна порогова – *LP*, сигмоїдна – *Sg*, лінійна – *L* або гаусо-подібна – *Gp*.

$$y = \begin{cases} 0, \text{ якщо } x < a_1, \text{ то } LP; \text{ або, } x < a, \text{ то } SP; \\ (kx + b), \text{ якщо } a_1 \leq x \leq a_2, \text{ то } LP; \text{ або } L; \\ 1, \text{ якщо } x > a_2, \text{ то } LP; \text{ або, якщо } x \geq a, \text{ то } SP; \\ (1 + e^{-x})^{-1}, \text{ то } Sg; \\ e^{-k(x-a)^2}, \text{ то } Gp. \end{cases}$$

Таким чином, у процесі побудови, навчання і тестування нейромережі формується загальний алгоритм, який дає змогу вибрати кількість і конфігурацію нейронів, зв'язки між нейронами, функцію активації та її параметри, функцію стану та значення ваги вхідних імпульсів, щоб після цього вже використовувати нейромережу для розв'язування того чи іншого класу задач, а саме представленої в цій публікації концепції нейропрогнозування та інстру-

ментах ретро-прогнозів для покращення точності і достовірності економічних передбачень.

На окрему увагу заслуговує проблематика вибору архітектури нейромережі та алгоритму її навчання. Можливі варіанти архітектури нейромережі подані на рис. 1, де перші дві (а) і б)) – це мережі без циклів і з циклами, які мають горизонтальну орієнтацію, та в)) – приклад трирівневого (тришарового) перцептрону вертикальної орієнтації типу “знизу – нагору”.

Перцептрон є об'єднанням простих нейронів, де нижній рівень (шар) – це вхідні вершини, а верхній рівень – вихідні, між ними розташований проміжний рівень (прихований шар нейронів), і усі вхідні вершини з'єднуються через нейрони прихованого шару з усіма вершинами вихідного шару.

Подана нейромережа перцептрону є нейромережею з прямим зв'язком, тобто потік даних в цій мережі пересувається завжди від вхідного шару до вихідного через прихований. При цьому особливістю перцептрону на рис. 1 є наявність окремого не-

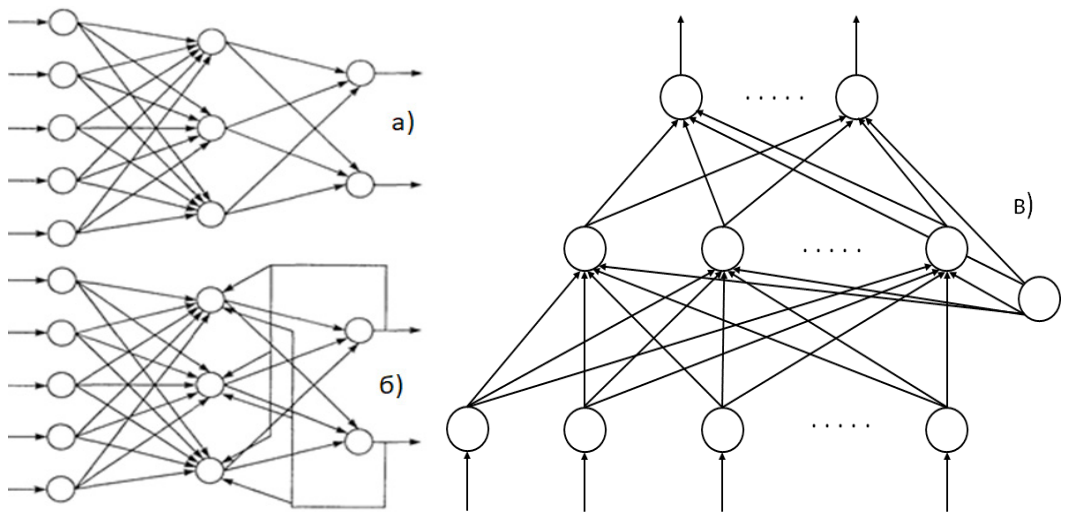


Рис. 1. Можливі варіанти архітектури нейромереж для прогнозування:
а) – без циклів, б) – з циклами і в) – багатшаровий перцептрон

йрону праворуч, який дозволяє взаємодію між вхідними і вихідними нейронами через прихований шар, цим додатковим нейроном і можливістю міжнейронної взаємодії перцептрон відрізняється від архітектури нейромережі а).

Доволі широку популярність у теорії і практиці нейромоделювання прогнозів отримала архітектура тришарових перцептронів, що подані вхідним шаром, кількість нейронів якого дорівнює кількості параметрів нейромережі (наприклад, під час прогнозування – це число спостережень в єдиному наборі даних, тобто часовий ряд), а вихідний рівень – кількістю нейронів, що дорівнює кількості вихідних показників. Своєю чергою на середньому рівні розташований прихований шар нейронів.

Принципово число прихованих нейронів може бути довільним, проте досвід нейро-прогнозування дає змогу сформулювати обґрунтовані рекомендації щодо його вибору: число нейронів внутрішнього рівня повинно бути рівним орієнтовно напівсумі чисел вхідних і вихідних нейронів разом. Своєю чергою кожен внутрішній нейрон має бути зв'язаний із виходами усіх вхідних нейронів, а кожен вихідний нейрон – з виходами усіх нейронів внутрішнього прихованого шару. На випадок саме нейропрогнозування існують ще рекомендації стосовно правил визначення загальної кількості випадків для машинного навчання нейромереж та її розподілу (тобто, кількості) на тестову і навчальну (тренінгову) множини, але ці рекомендації доцільно розглянути пізніше, після характеристики алгоритмів машинного навчання у контексті підтримки нейромоделей для ретро-прогнозування.

Класичним підходом визначення таксономії архітектури і алгоритмів нейромоделювання є розрізнення їх структури на мережі “з вчителем” і “без вчителя” і власне ретро-прогнозування, як й звичайне нейро-

прогнозування, можна віднести до теорії і практики нейромереж “з вчителем”. Навчання з вчителем використовує набір входів, для яких є відомими відповідні (бажані) виходи. Наприклад, історичний набір (тимчасовий ряд) економічних показників як набір вхідних параметрів і вже для процедур налаштування ретро-прогнозів відбувається зсув параметрів на відповідну кількість позицій в минуле. Відповідно, економічні показники, які потрапили в ці позиції, є параметрами для порівняння з отриманими виходами прогнозних даних. Результатна різниця між бажаним і реальним виходами мережі використовується для обчислення корекції значень ваги нейромережі, а при багатократному повторенні відбувається уточнення і налаштування параметрів ретро-моделі для наступного нейропрогнозування. Ці відхилення за таким підходом визначаються за допомогою періодичних випробувань входу і відповідного виходу для виправлення значень ваги мережі, щоб спробувати досягти уточнених результатів. Типовими прикладами такого навчання є використання алгоритмів зворотного поширення помилок і мережа Хопфілда (Hopfield) [9].

Найпростіший приклад ретро-прогнозу для звичайного хронологічного тимчасового ряду показників розглядатиметься нижче (демо-приклад прогнозування обсягів телекомунікаційних послуг), хоча на практиці доволі часто зустрічаються більш складні ретро-моделі типу скрингових (банківських кредитів), виявлення фінансових шахрайств (аномалій, загроз), кібербезпеки (що сьогодні, в умовах війни, дуже актуально!) тощо. У цьому випадку до тимчасового ряду показників додаються скалярні чи символічні параметри, які приводяться до чисельної шкали через нормалізацію. Для позначення таких входів нейромережі можуть використовуватися генетичні алгоритми. Важливим

аспектом в процесі навчання і тестування нейромережі є отримання високого коефіцієнта успіху (позитивного результату) з конкретною конфігурацією нейромережі під час прогнозування. Важливим також є правильно вибране число нейронів і число рівнів мережі, які задаються різними наборами параметрів і для вибору яких також можуть використовуватись генетичні алгоритми.

Процедура навчання і тестування нейромережі в процесі ретро-прогнозування може повторюватися для всього набору вхідних параметрів доти, доки бажаний вихід і фактичне виведення не будуть узгоджені в межах наперед заданого допуску (величина помилки). При цьому можуть задаватися обчислювальні вимоги для будь-якої ітерації нейромоделювання і велика мережа може мати тривалий час для підготовки (на етапі навчання). Іноді, залежно від початкових рандомізованих значень ваги і мережних параметрів під моделювання, отриманий результат не досягає задовільного продуктивного рівня. У цьому випадку можуть генеруватися нові випадкові значення ваги, і параметри мережі чи навіть її структуру можливо слід модифікувати перед тим, як робити наступну спробу. У цьому напрямку проводять активні дослідження, спрямовані на розроблення алгоритмів і використання паралельних обчислень для удосконалювати цього процесу. Генетичні алгоритми також можуть бути використані для вибору архітектури нейромережі. Це вже втретє, коли згадуються генетичні алгоритми, можна ще додати, що нейрогенетичні аспекти мають ще й оптимізаційні перспективи (наприклад, для визначення оптимальних наборів параметрів для нейромоделей), але в цій публікації ця тематика виходить за межі актуальної постановки задачі для ретро-прогнозування.

Перед тим, як проаналізувати окремі приклади/аспекти ретро-прогнозів дамо

кілька формальних визначень. Нехай є заданою послідовність n дискретних значень відліку (тимчасовий ряд або хронологія економічних показників) $\{y(t_1), y(t_2) \dots y(t_n)\}$ у послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n . Задача звичайного нейропрогнозування полягає у прогнозі значеннями $y(t_n+1)$ у деякий майбутній момент часу t_n+1 , причому горизонт прогнозування може бути дещо розширений до t_n+2, t_n+3, \dots . Довжина інтервалу розширення балансується довжиною n та перевіркою достовірності нейропрогнозування в циклах "навчання-тестування" нейромережі. Ретро-прогнозування можна визначити як від'ємне зміщення k значень відліку $\{y(t_1), y(t_2) \dots y(t_m)\}$, у послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_m , де відлік для нейро-прогнозу є зміщеним на k значень в минулому напрямку (ретро-зміщення), тобто, співвідношення базового і ретро-відліку – $n=m+k$. При виборі довжини інтервалу ретро-зміщення використовується той самий принцип, як й для вибору інтервалів розширення вищезрозглянутого горизонту прогнозування. Нижче наведені окремі фрагменти прикладу ретро-прогнозування для тримісячних передбачень обсягів телекомунікаційних послуг (приклад умовний) з метою уявлення основних аспектів цього процесу. Оскільки наведена нейромережа моделюється на базі академічної версії аналітичної платформи Deductor, то за необхідності можна відтворити подані результати на власній платформі чи перенести її на іншу (наприклад, на MathLab, Loginom, Python та ін.).

Перед розглядом прикладу нейропрогнозування потрібно коротко охарактеризувати кількісний обсяг прикладів для тренінгу (навчання) нейромережі. Досвід показує, що для створення практично-орієнтованих нейромереж з ускладненою структурою необхідно 30000 – 40000 випадків для тренінгу. Це приклади, як було згадано вище, типу скорингу

чи кібербезпеки, причому навіть для такої кількості випадків за певних умов може бути потрібним надвеликий обсяг обчислювальних ресурсів. Для простих же прикладів з малими входами і визначеними межами може бути достатньо (наш випадок з прогнозом обсягів комунікаційних послуг) 40–100 випадків.

Нижченаведений приклад розглядає звичайне нейропрогнозування (горизонт прогнозування – три місяці), для якого виконується ретро-прогноз зі зміщенням на три місяці назад з метою тюнінгу параметрів в межах помісячної хронології прогнозу, яка охоплює чотири роки (кількість значень відліку – 50). На рис. 2 подані загальний вигляд хронології, сценарію і нейромережі на платформі Deductor.

Наведені на рис. 3 результати моделювання нейромережі та отриманий нейропрогноз (інтервал на рис. 2 позначений пунктирним прямокутником) дає змогу отримати покращення (понад удвічі) усередненого відхилення прогнозів в абсолютному значенні (Δ) і у відсотках (%) від фактичних даних. Ефект змінення лише однієї групи параметрів (алгоритм навчання і тестування) дає підстави очікувати суттєвого покращення інтегральних результатів нейромоделювання і сумарної достовірності результатів від застосування ретро-прогнозів при налаштуванні мережі. Іншими параметрами нейромоделі, на яких доцільно зосередити тюнінг ретро-прогнозування, можуть бути парціальна попередня оброб-

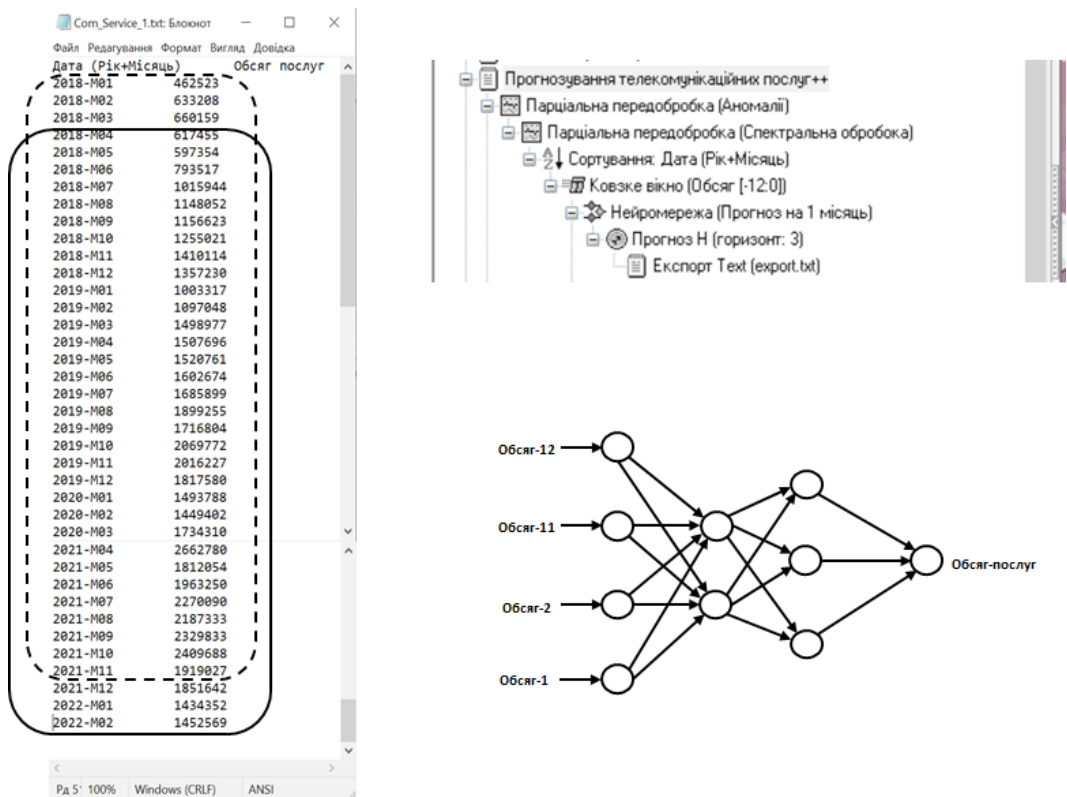


Рис. 2. Хронологія, сценарій нейропрогнозування і архітектура нейромережі для умовного прикладу ретро-прогнозування телекомунікаційних послуг (РПТКП)

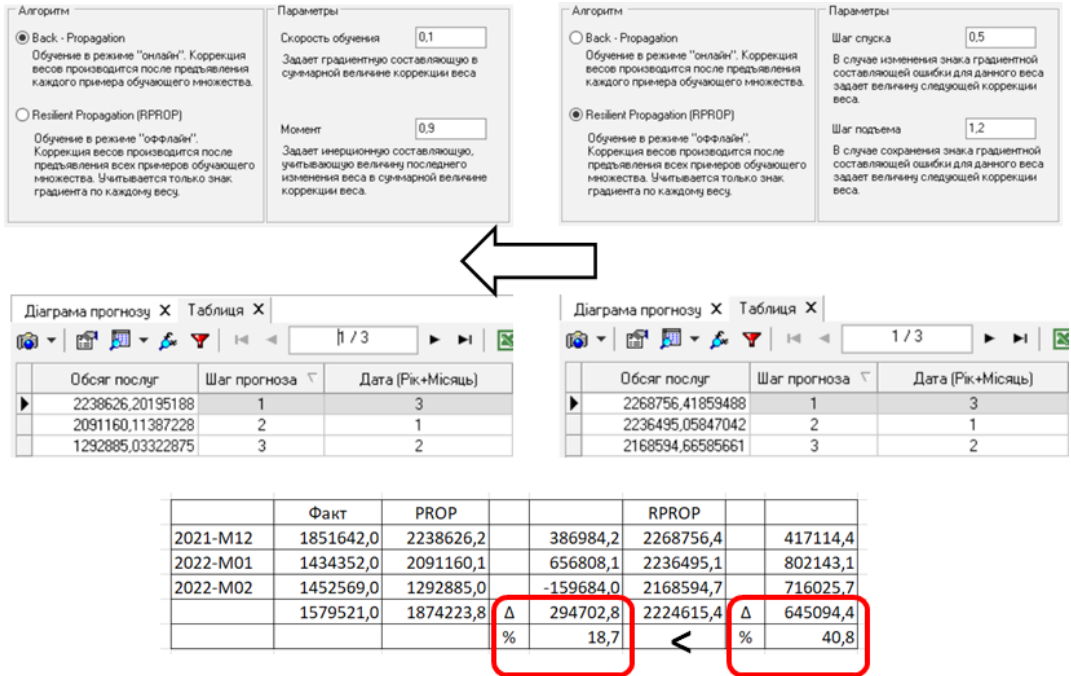


Рис. 3. Основні параметри тюнінгу нейромережі РПТКП при налаштуванні за алгоритмами RPROP до PROP в контексті порівняння результатів ретро-прогнозування

ка даних при усуненні аномалій і згладжуванні вхідних даних, модифікація ковзкого вікна, процедури нормалізації вхідних параметрів, зміни в архітектурі нейромережі, підбір оптимального розподілу множин навчального і тестового наборів даних та ін. Оскільки наборів і варіацій вказаних параметрів може бути багато, то стає можливим для їх визначення залучати оптимізаційні інструменти, що може значно прискорити вирішення проблем формування достовірних прогнозів.

Висновки. Проведений аналіз нейромоделей передбачення економічних показників та огляд інструментів ретро-прогнозування дає змогу усвідомити і сформулювати гнучкий механізм вибору відповідної архітектури нейромоделей та обґрунтовано підійти до збалансованої оцінки і налашту-

вання параметрів нейромережі, що забезпечує покращення точності прогнозних моделей і підвищення результативності для виконання розрахунків ретро-прогнозів. Сформульовано підхід до визначення ключових груп нейрообчислень, що орієнтовані на прогнозування, та виокремлені основні інструментальні підвалини забезпечення ретро-прогнозів як базових механізмів уточненого і вдосконаленого налаштування процесів нейропрогнозування. Подана математична модель ШМ і формальне визначення моделі ретро-прогнозу, які орієнтовані на формалізацію інтегрального уявлення конфігурації нейронів в контексті певного мінімального набору активаційних функцій (порогові, сигмоїдні та ін.) і забезпечують у подальшому побудову нейромережі певної конфігурації, її навчання,

тестування і нейрообчислення ретро-прогнозів. Зважаючи на обсяг даної публікації наведена також реалізація нейромоделі на умовному прикладі кількох фрагментів обчислення ретро-прогнозу обсягу телекомунікаційних послуг в Україні для найпростішої архітектури нейромережі (4-2-3-1) з понад двократним ефектом покращення якості прогнозування для вибору між алгоритмами машинного навчання.

Список використаних джерел

1. Бурлеєв О. Л., Василенко О. О., Іваненко Р. М. Ефективність використання штучних нейронних мереж в економіці. Економіка та суспільство. 2021. №3. URL : <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/694/667>.

2. Вплив на економіку і суспільство. URL : <http://wdc.org.ua/uk/node/190016>.

3. Григорьева Д. Р. Применение пакета statistica для анализа и прогнозирования экономических показателей предприятия. URL : <https://kpfu.ru/portal/docs/F2101409340/Grigoreva.pdf>.

4. Карпа Д. М., Цмоць І. Г., Опотяк Ю. В. Нейромережеві засоби прогнозування споживання енергоресурсів. Науковий вісник НЛТУ України. 2018. Т. 28, № 5. С. 140–146.

5. Лесна М. С., Мінаков А. Г. Ефективність використання нейромережевих для прогнозування руху цін акцій, компаній на ринку. URL : <https://nauka-online.com/ua/publications/informatsionnye-tehnologii/2019/6/efektivnist-vikoristan-nya-nejromerezhevih-modelej-dlya-prognozuvannya-ruhu-tsin-aktsij-kompanij-na-rinku/>.

6. Максимова О. М., Стёпина Е. Н. Использование нейронных сетей для решения задач строительной механики. URL : <https://core.ac.uk/download/pdf/38644194.pdf>.

7. Науменко В. А. Применение нейронных сетей для решения практических задач в экономике. Вектор экономики. 2019. № 10. С. 1–12.

8. Руденко О. Г., Безсонов О. О., Романюк О. С. Нейромережеве прогнозування часових рядів на основі багатопарового перцептрона. Development Management, 2019. Т. 5, Вип. 1. С. 23–34. URL : [http://dx.doi.org/10.21511/dm.5\(1\).2019.03](http://dx.doi.org/10.21511/dm.5(1).2019.03)

9. Izonin I., Gregus M., Tkachenko R., Tkachenko P., Kryvinska N., Vitynskyi P. Committee of SGTМ Neural-Like Structures with RBF kernel for Insurance Cost Prediction Task. IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering. 2019. P. 1037–1040. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27192-3_21.

10. Tkachenko R., Tkachenko P., Izonin I., Vitynskyi P., Kryvinska N., Tsymbal Yu. Committee of the combined RBF-SGTМ neural-like structures for prediction tasks. Lecture Notes in Computer Science. 2019. Vol. 11673. P. 267–277, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-27192-3>.

11. Van Veen F., Leijnen S. The Neural Network Zoo. 2019. URL : <https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo>.

References

1. Burleiev, O. L., Vasylenko, O. O., Ivanenko, R. M. (2021). Efektivnist vykorystannia shtuchnykh neuronnykh merezh v ekonomitsi [Efficiency of using artificial neural networks in economics]. Ekonomika ta suspilstvo – Economy and Society, 3. Available at: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/694/667>.

2. Vplyv na ekonomiku i suspilstvo [Impact on the economy and society]. Available at: <http://wdc.org.ua/uk/node/190016>.

3. Grigorieva, D. R. Primenenie paketa statistica dlia analiza i prognozirovaniya yekonomicheskikh pokazateley predpriatiya [Application of the statistica package for the analysis and forecasting of the economic indicators of the enterprise]. Available at: <https://kpfu.ru/portal/docs/F2101409340/Grigoreva.pdf>.

4. Karpa, D. M., Tsmots, I. H., Opotiak, Yu. V. (2018). Neiromerezhevi zasoby proghozuvannya spozhyvannya enerhoresursiv [Neural network tools

for forecasting energy consumption]. *Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy – Scientific Bulletin of UNFU*, 28(5), 140–146. <https://doi.org/10.15421/40280529>.

5. Lesna, M. S., Minakov, A. H. *Efektivnist vykorystannia neironmerzhevykh dlia prohnozuvannia rukhu tsin aktsiy, kompaniy na rynku [The effectiveness of the use of neural networks to predict the movement of stock prices, companies in the market]*. Available at: <https://nauka-online.com/ua/publications/informatsionnye-tehnologii/2019/6/efektivnist-vikorystannya-neironmerzhevih-modelej-dlya-prognozuvannya-ru-h-u-tsin-aktsij-kompanij-na-rinku/>.

6. Maksimova, O. M., Stiopina, E. N. *Ispolzovanie neyronnyh setey dlia resheniia zadach stroitelnoy mehaniki [Using neural networks to solve structural mechanics problems]*. Available at: <https://core.ac.uk/download/pdf/38644194.pdf/>.

7. Naumenko, V. A. (2019). *Primenenie neyronnyh setey dlia resheniia prakticheskikh zadach v yekonomike [Application of neural networks for solving practical problems in economics]*. *Vektor ekonomiki – Vector Economy*, 10, 1–12 [in Russian].

8. Rudenko, O. H., Bezsonov, O. O., Romanyuk, O. S. (2019). *Neironmerzheve prohnozuvannia chasovykh riadiv na osnovi bahatosharovoho perseptrona [Neural network time series prediction based on a multilayer perceptron]*. *Development Management*, 1, 23–34 (Vol.5). Available at: [http://dx.doi.org/10.21511/dm.5\(1\).2019.03](http://dx.doi.org/10.21511/dm.5(1).2019.03)

9. Izonin, I., Gregus, M., Tkachenko, R., Tkachenko, P., Kryvinska, N., Vitynskyi, P. (2019). *Committee of SGTM Neural-Like Structures with RBF kernel for Insurance Cost Prediction Task*. *IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering*, 1037–1040. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27192-3_21.

10. Tkachenko, R., Tkachenko, P., Izonin, I., Vitynskyi, P., Kryvinska, N., Tsymbal, Yu. (2019). *Committee of the combined RBF-SGTM neural-like structures for prediction tasks*. *Lecture Notes in Computer Science*, 11673, 267–277. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-27192-3>.

11. Van Veen, F., Leijnen, S. (2019). *The Neural Network Zoo*. Available at: <https://www.asimov-institute.org/neural-network-zoo>.

Стаття надійшла до редакції 4.01.2022.