

Кирий Валентина Василівна, к.е.н., доцент, доцент кафедри економічної кібернетики та управління економічною безпекою, +38(050)4024796, valentyana.kyriy@nure.ua, ORCID:0000-0002-2537-264X

Краснощок Вадим Іванович, аспірант кафедри економічної кібернетики та управління економічною безпекою, +38(050)7270767, vadyum.krasnoshchok@nure.ua, ORCID: 0009-0002-8391-3923

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна, 61166, просп. Науки, 14, м. Харків

МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГУ ЕНЕРГЕТИЧНОГО РИНКУ ЗА НЕДЕТЕРМІНОВАНИХ УМОВ

Анотація. Енергетичний ринок за своєю сутністю є доволі чутливим до кризових явищ, особливо тих, що безпосередньо стосуються населення. Зокрема це твердження пов'язане з компаніями, які займаються постачанням електроенергії фізичним особам і малому чи середньому бізнесу. Поточні наслідки пандемії та загострення військових протистоянь по всьому світу дають зрозуміти, що наразі відбуваються суттєві трансформаційні процеси, як суто технічні, так і економічні. Наприклад, для України це потреба перебудовувати зовнішньоекономічні зв'язки, захищатися від руйнування інфраструктури та враховувати спроможність клієнтів вчасно здійснювати оплату послуг. Аби бізнес, який бере участь у визначених процесах, міг швидко реагувати на виклики сьогодення, в рамках цієї статті було розроблено модель прогнозування обсягу ринку за недетермінованих умов, взявши за основу алгоритми векторної авторегресії та нейронні мережі. В окреслених обставинах найбільш вагомим компонентом запропонованих підходів є стадія передобробки даних, що дозволяє врахувати зовнішній вплив, який характеризує як соціальні зсуви, так і загальні зміни в галузі. Використовуються такі методи: аналітичний та індуктивний – для формування факторів зовнішнього впливу та опису цільових компаній; експертне оцінювання – для визначення найбільш впливових зовнішніх показників; експериментальний, багатокритеріального оцінювання та статистичні методи оброблення часових рядів – для визначення найбільш ефективної авторегресійної моделі. У ході дослідження виявлено, що цей вплив можна розділити на дві складові – профілі поведінки цільової аудиторії та ринкової кон'юнктури. Перший показник включає в себе перетворений текстовий опис клієнтів і середній обсяг витрат на енергетику, а другий – стан світової економіки, рівень монополізації і інвестиційних вкладень, фінансову стабільність компанії та рівень цін на енергоресурси. Окрім вказаного, кожен з профілів містить коригування відносно соціального зсуву. Проведене експериментальне дослідження показало відносну ефективність запропонованого підходу до передобробки даних у поєднанні, як зі згортковими нейронними мережами, так і з векторною авторегресією рухомого середнього. Це дозволяє констатувати доцільність його використання на практиці з можливістю подальшого вдосконалення із застосуванням більш складних сімейств алгоритмів.

Ключові слова: енергетичний ринок, модель прогнозування, управління, обробка інформації.

Valentyna V. Kyrii, candidate of economic sciences, PHD, associate professor, associate professor of the Department of Economic Cybernetics and Management of Economic Security, +38(050)4024796, valentyana.kyriy@nure.ua, ORCID:0000-0002-2537-264X

Vadyum Iv. Krasnoshchok, Ph.D student, of the Department of Economic Cybernetics and Management of Economic Security, +38(050)7270767, vadyum.krasnoshchok@nure.ua, ORCID: 0009-0002-8391-3923

Kharkiv National University of Radio Electronics, Nauky Ave. 14, Kharkiv, 61166, Ukraine

MODEL FOR FORECASTING THE VOLUME OF THE ENERGY MARKET UNDER UNDETERMINABLE CONDITIONS

***Abstract.** The energy market is inherently quite sensitive to crises, particularly those that directly affect society. In particular, this declaration is related to companies engaged in the supply of electricity to individuals and small or medium-sized enterprises. The current consequences of the pandemic and the amplification of military confrontations around the world show that fundamental transformation processes, both purely technical and economic, are currently underway. For example, in Ukraine, it is necessary to rebuild external economic ties, protect against infrastructure destruction and take into account the ability of customers to pay for services on time. In order for companies involved in certain processes to respond rapidly to the challenges of today, it was decided to develop a model for forecasting market volumes under non-deterministic conditions, based on vector autoprogession algorithms and neural networks. The following methods are used: analytical and inductive methods for forming factors of external influence and description of target companies; expert evaluation method for determining the most influential external indicators; experimental method, statistical methods of processing time series and methods of multi-criteria evaluation to determine the most effective autoregression model. In the outlined circumstances, the most important component of the proposed approaches is the phase of data preprocessing, which allows to take into account the external influences that characterize both social changes and general changes in the industry. In the course of the research, it was found that this influence can be divided into two components - the behavior profiles of the target audience and the market structure. The first indicator includes the transformation text descriptions of customers and average energy costs, while the second includes the state of the world economy, monopoly and investment contributions, corporate financial stability and energy prices. In addition to the above, each profile contains adjustments to social changes. Experiments conducted demonstrated the relative effectiveness of the proposed approach to data preprocessing in combination with convolutionary neural networks and vector autoregression of moving averages. This allows authors to the of its use in practice with the possibility of further using more complex algorithms.*

***Keywords:** energy market, model for forecasting, management, data preprocessing.*

Постановка проблеми. Починаючи з 2020 року, і пандемії COVID-19 у світі спостерігається масштабна соціально-політична криза. Ситуація лише погіршилася із початком війни між Російською Федерацією та Україною і загостренням різноманітних локальних конфліктів на Аравійському півострові чи у Південній Америці. Усі ці події прямо або опосередковано стосуються всіх найбільших геополітичних гравців, особливо тих, що мають відношення до енергетичної сфери: природний та сланцевий газ, атомна енергетика, вугілля, нафта тощо [1]. За подібних обставин, здійснення управління компаніями цієї галузі у таких державах, є нетиповим та комплексним завданням.

Важкість передбачення зовнішніх факторів, зумовлює зростання невизначеності при систематизації ризиків. Особливо це стосується

компаній-постачальників, що співпрацюють з фізичними особами і малими фірмами. Окрім можливості швидкої передислокації таких суб'єктів на ситуацію впливає відсутність суворих контрактних зобов'язань. З огляду на існуючі дані, з початком окресленої кризи, навіть найбільші енергетичні транснаціональні корпорації переживали на найліпші часи [2]. Аби побудувати достовірний прогноз власної діяльності потрібно здійснювати обробку великої кількості різномірних даних, наприклад, поєднати історичні відомості щодо коливань енергетичних ETF і поведінкові шаблони основних клієнтів компанії з динамікою індексу споживчих цін. Задля автоматизації цього процесу можна застосовувати засоби інформаційного аналізу даних. Обчислювальні потужності комп'ютера дозволяють отримати результат обробки значно швидше, ніж з використанням лише людських ресурсів, і, відповідно, відреагувати на стрімкі зміни ситуації на ринку.

В українських реаліях, застосування громіздких рішень, що потребують не тільки значних обсягів даних, але і суттєвих вкладів у технічну інфраструктуру є малоефективним підходом, оскільки наразі відсутня можливість гарантувати цілісність та безпеку цільових пристроїв.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Прогнозування показників енергетичного ринку є складним завданням – з одного боку та таким, що є предметом дослідження українських та закордонних вчених – з іншого. Значна увага прогнозуванню на енергетичному ринку приділяється в працях, де визначаються недоліки та переваги класичних методів прогнозування для визначеної предметної області [3-6]. Іншим напрямом дослідження є оцінка впливу соціально-економічних, політичних явищ в країні та на світовому ринку на обсяг продажів та результативність роботи компаній [7-9].

Формулювання цілей статті. Враховуючи окреслену проблему було вирішено розробити модель, як б дозволила здійснювати прогнозування стану енергетичного ринку в коротстроковій перспективі для компаній-постачальників, при цьому не вимагаючи особливих апаратних потужностей.

Задля досягнення цієї мети, в рамках статті визначено наступні завдання:
здійснити огляд можливих рішень та обрати декілька базових моделей для проведення подальшого аналізу;

сформувати набір вхідних даних та детермінувати алгоритм їх передоброби;

експериментально перевірити ефективність запропонованих підходів та визначити доцільність їх використання в реальному бізнес-середовищі.

Виклад основного матеріалу дослідження. Перед тим, як здійснити розгляд методів прогнозування та алгоритмів передоброби даних, необхідно визначити, які компанії будуть розглядатися в рамках цього дослідження, оскільки енергетичний ринок є доволі великий і кожна підгалузь має свої специфічні риси:

-сфера діяльності: враховуючи необхідність аналізувати компанії, що в більшості співпрацюють з фізичними особами, вирішено обмежитися компаніями-постачальниками електроенергії;

-національна приналежність: компанія має функціонувати на декількох національних ринках, а не лише на внутрішньому; глобальність, зумовлюється тим, що новини інших держав навіть за ізоляції бізнесу, можуть впливати на користувацьку поведінку, однак прослідкувати цей вплив буде значно складніше. Проте при розробці алгоритмів передоброби до уваги потрібно взяти можливі інформаційні обмеження, що накладаються на малі компанії;

-цільові дані та контекст: у статті вирішено обмежитися прогнозуванням часових рядів, зокрема кількістю клієнтів чи обсягом витрат. У той же час, розуміння контексту є вкрай важливим для обраної моделі, у більшості це стосується хронологічно минулих даних.

При аналізі різноманітних систем підтримки прийняття рішень в управлінні ризиками, виявлено, що загалом існує три основних способи ефективного прогнозування економічних показників [10]:

-за допомогою авторегресійних моделей;

- з використанням штучного інтелекту;
- з побудовою великих імовірнісних моделей.

Для останнього способу необхідно мати велику кількість різноманітної інформації, оскільки будь-які ймовірнісні мережі є доволі чутливими до даних [11], з огляду на поставлені вище обмеження, цей підхід вирішено не розглядати.

Моделі, що базуються на принципах штучного інтелекту, за останні роки суттєво змінилися і тепер немає потреби у потужній інфраструктурі, як мінімум при розгляді невеликих та некомплексних архітектур, наприклад, прості рекурентні чи згорткові нейромережі. Більш сучасні трансформери, хоч і працюють швидше і точніше [12], потребують суттєвих обсягів даних для навчання. У даній статті вирішено обмежитися трьома наступними архітектурами для здійснення прогнозування:

- проста рекурентна нейромережа (RNN);
- просто згорткова нейромережа (CNN).

Модель RNN має загальні суттєві недоліки – неможливість урахування довгострокового контексту та обмеженість у напряму аналізу. Зазвичай при дослідженні часових рядів економічних показників це є проблемою, однак, враховуючи те, що розглядають недетерміновані умови, які можуть швидко з

Порівняно з RNN, CNN-архітектура не має ні короткострокової, ні довгострокової пам'яті, однак використовуючи згортки фіксованого розміру, модель може при зменшенні розмірності даних, врахувати навколишній контекст. Це особливо ефективно при розпізнаванні зображень [14].

Перейдемо до авторегресійних моделей, а точніше векторних авторегресійних моделей, оскільки цільових змінних більше ніж 1. Формально це сімейство моделей можна подати наступним чином:

$$\Phi_0 y_t = \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \Theta_0 u_t + \Theta_1 u_{t-1} + \dots + \Theta_q u_{t-q}, \quad (1)$$

де $(y_t - N)$ -мірний часовий ряд; Φ_i, Θ_j – невироджені матриці коефіцієнтів авторегресії розмірності $N \times N$, $i = \overline{1, p}$, $j = \overline{1, q}$; $(u_t - N)$ -мірний вектор білого шуму.

Тут варто зауважити, що оскільки матриці коефіцієнтів невироджені, їх можна легко нормалізувати в межах від 0 до 1. Модель (1) можна використовувати для часового ряду в моменті, при цьому потрібно гарантувати відсутність, або ж неістотність зовнішнього впливу. Оскільки в рамках даної статі вирішено розглянути короткострокову перспективу, потрібно знайти дельту між (1) та прогнозом на попередній період, тобто $\Phi_0 y_{t-1}$. Таким чином, маємо наступну формулу:

$$\begin{aligned} \Phi_0 \Delta y_t &= \Pi y_{t-1} + \Psi_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Psi_{p-1} y_{t-p+1} + \Theta_0 u_t + \Theta_1 u_{t-1} + \dots + \\ &\Theta_q u_{t-q} \\ \text{де } \Pi &= -(\Phi_0 - \Phi_1 - \dots - \Phi_p); \\ \Psi_i &= -(\Phi_{i+1} + \dots + \Phi_p); i = \overline{1, p-1}. \end{aligned} \quad , \quad (2)$$

Отримані матриці коефіцієнтів і загальна кількість невідомих, що потрібно врахувати при прогнозі можуть змінюватися в залежності від обраної моделі. У рамках цього дослідження розглядатимуться наступні варіації:

- сезонна авторегресія;
- авторегресія рухомого середнього;
- авторегресія інтегрованого рухомого середнього.

Перейдемо до огляду розробленого алгоритму передобробки даних. Вплив непередбачених обставин доцільно розглядати в розрізі трьох класичних мікроекономічних категорій – індивід, компанія, регулятор. Задля спрощення у запропонованому підході включатимемо дії останнього, як один з проявів надзвичайної ситуації для бізнесу. Виходячи з проведених міжнародних досліджень, обрані дві категорії можна систематизувати як профіль поведінки цільової аудиторії та профіль ринкової кон'юнктури, на які впливає «соціальна катастрофа» [15]. Це соціальний зсув, викликаний надзвичайною ситуацією. Сутність цього явища можна подати за допомогою чотирьох критеріїв:

- текстовий опис соціальної катастрофи (*SDS*);
- новини про явище, що спричинило девіантний соціальний зсув (*SDO*);
- суб'єктивна готовність компанії до непередбачуваних обставин: оцінюється працівниками по шкалі від 0 до 100, а результат нормується до 1 (*t*);

час, який минув з початку дії явища: оцінюється у кількості днів поділених на кількість днів у році. Якщо час перевищує рік, індикатор дорівнюватиме 1 (R).

Перші два показника є текстовими і для того, щоб отримати їх кількісне представлення потрібно скористатися принципами контент-аналізу [16].

Отримавши значення для кожного з чотирьох індикаторів соціальної катастрофи, ступінь її серйозності визначається наступним чином (SSD):

$$SSD = \frac{SDO \cdot SDS \cdot t}{R} \quad (3)$$

Перейдемо до профілю поведінки цільової аудиторії. Задля визначення основних критеріїв було проведено експертне оцінювання серед 20 ризик-менеджерів Харкова, Дніпра, Києва та Львова, а також 15 спеціалістів в енергетичній галузі. Після опитування виявлено наступні показники:

- текстовий опис цільової аудиторії (TAD);
- середній обсяг витрат на енергетику у % від загального доходу (RD).

Процес перетворення текстового опису цільової аудиторії у кількісний вигляд аналогічний тому, що був обраний для опису «соціальної катастрофи»[16].

Отримавши значення для кожного з трьох індикаторів профілю цільової аудиторії, можемо знайти відповідний числовий показник ($TASD$) наступним чином:

$$\begin{cases} TASD = TAD \cdot RD, (RD \geq 0.5) \\ TASD = TAD, (RD < 0.5) \end{cases} \quad (4)$$

Вказана вище формула (4) не враховує соціальну катастрофу. Задля її врахування необхідно скористатися наступною формулою:

$$TAOI = TASD^{SSD} \quad (5)$$

Перейдемо до профілю ринкової кон'юнктури. Після експертного оцінювання виявлено наступні показники:

- інноваційна діяльність компанії, розрахована як відношення доходу від інновацій до загальної грошової маси компанії (IAI);

-фінансова стабільність, яка відображає здатність компанії відповідати зобов'язанням у не менш ніж середньостроковій перспективі (*FSI*);

-монополізація ринку, визначена за допомогою нормованого індексу Герфіндаля-Гіршмана (*HHI*);

-рівень цін на основні енергоресурси (*EPI*);

-стан світової економіки.

Після врахування впливу соціальної катастрофи, перші три показника можна об'єднати в єдиний показник відображення діяльності компанії (*MRI*):

$$MRI = \left(\frac{s_t^2 \times IAI \times FSI}{HHI \times EPI} \right)^{SSD} \quad (6)$$

Дані стану галузі та економіки в цілому вже враховують вплив соціальної катастрофи, тому не розглядаються у формулі (6).

Для відображення стану економіки, врахувавши результати експертного оцінювання, було виділено:

-рівень світового ВВП;

-S&P 500 індекс.

Вказані вище дані як для компаній, так і для економіки необхідно конвертувати у числові ряди для коректної роботи алгоритмів.

Таким чином, маємо наступні додаткові показники:

-профіль цільової аудиторії;

-профіль діяльності компанії;

-стан світової економіки.

Аби мати змогу обрати єдину модель серед 5 запропонованих, потрібно визначити відповідні критерії порівняння та їх пріоритетність (оцінка пріоритетності визначатиметься за 10-бальною шкалою). Варто також зауважити, що для порівняння було вирішено обрати за основу оптимізаційний принцип максимізації лінійної адитивної згортки з ваговими коефіцієнтами.

Економія часу роботи моделі. Як вже зазначалося, час доволі важливий за необхідності швидкого прийняття рішення, однак обрані рішення є доволі

простими, тож можемо встановити пріоритет рівний 4. Показник часу вимірюватимемо у мілісекундах. Аби відповідати обраному принципу оптимізації розглядатимемо наскільки менше часу витрачається по відношенню від найповільнішого алгоритму.

Економія часу навчання моделі. На відміну від попереднього випадку, цей показник може суттєво відрізнитися для кожного підходу, однак він не є критичним, оскільки достатньо навчати модель один раз на певний проміжок часу. Тож пріоритет встановимо на рівні 3.

Точність прогнозу. Питання точності є доволі комплексною проблемою, оскільки це не є задачею класифікації. З огляду на характер цільових показників, доцільно використати середньоквадратичну похибку. Аби мати змогу її взяти як критерії, значення після підрахунку буде нормуватися. Точність прогнозу є найбільш пріоритетним показником у питанні прогнозування кількості підписників і можемо встановити пріоритет рівний 10.

Ступінь врахування екзогенних змінних. На всі моделі дозволяють врахувати екзогенні змінні у повній мірі. Тому введемо наступну систему оцінювання: 0 – екзогенні змінні не враховуються в повній мірі, 1 – враховуються. Пріоритет цього показника встановимо на рівні 8.

Після визначення значень кожного з критеріїв для кожної з моделей, необхідно буде здійснити фільтрацію результатів за допомогою принципу Парето і безпосередньо знайти значення лінійної адитивної згортки. Вагові коефіцієнти, з огляду на пріоритетність будуть наступними:

-економія часу роботи моделі – $4 / 25 = 0,16$;

-економія часу навчання моделі – $3 / 25 = 0,12$;

-точність прогнозу – $10 / 25 = 0,4$;

-ступінь врахування екзогенних змінних – $8 / 25 = 0,32$.

Стосовно засобів використаних для моделювання та побудови, було вирішено обрати мову програмування Python3 з відповідними бібліотеками, зокрема sklearn, polars, time.

В якості тестових наборів даних використаємо дані щодо динаміки споживання електроенергії в Іспанії з 2019 по 2021 роки [18] та динаміки рівня цін на електроенергію в Австралії з 2018 по 2019 роки [19]. З'ясувавши ключові особливості та методи, що будуть використані, можемо перейти безпосередньо до оцінки роботи моделі прогнозування.

У процесі оцінки роботи моделей було виміряно основні показники роботи моделей: нормалізоване середньоквадратичне відхилення, економія часу прогнозування, економія часу навчання, врахування зовнішнього впливу.

Стосовно врахування зовнішнього впливу, то в повній мірі зовнішній вплив враховуватиметься в авторегресії рухомого середнього (як класичної, так й інтегрованої), а також в згортковій нейромережі. Для RNN та сезонної авторегресії врахування зовнішніх контекстів було неповне. У табл. 1 зазначені значення всіх обраних критеріїв.

Таблиця 1.

Значення усіх критеріїв для кожної з альтернатив

Показник	Економія часу прогнозування	Економія часу навчання	Нормалізована точність	Урахування зовнішнього впливу
CNN	0,030 с	4,4 с	0,94	1
RNN	0,028 с	0,0 с	0,96	0
Сезонна авторегресія	0,020 с	26,0 с	0,93	0
Авторегресія рухомого середнього	0,002 с	14,6 с	0,96	1
Авторегресія інтегрованого рухомого середнього	0,000 с	11,4 с	0,96	1

Джерело: розроблено авторами.

Серед запропонованих альтернатив видалимо ті, які за всіма критеріями є гіршими за хоча б одним з інших варіантів. Серед п'яти моделей за принципом Парето відфільтровується авторегресія інтегрованого рухомого середнього. Таким чином, таблицю 1 можна трансформувати у табл. 2.

Значення врахування зовнішнього впливу є бінарним, а показник точності вже є нормалізованим, тож необхідно здійснити нормалізацію показника економії часу прогнозування та навчання. Відповідні результати наведені у табл. 3.

Значення усіх критеріїв для кожної з альтернатив оптимальних за Парето.

Показник	Економія часу прогнозування	Економія часу навчання	Нормалізована точність	Урахування зовнішнього впливу
CNN	0,030 с	4,4 с	0,94	1
RNN	0,028 с	0,0 с	0,96	0
Сезонна авторегресія	0,020 с	26,0 с	0,93	0
Авторегресія рухомого середнього	0,002 с	14,6 с	0,96	1

Джерело: розроблено авторами.

Нормалізовані значення критеріїв для кожної з альтернатив

Показник	Економія часу прогнозування	Економія часу навчання	Нормалізована точність	Урахування зовнішнього впливу
CNN	1.00	0.17	0.94	1
RNN	0.93	0.00	0.96	0
Сезонна авторегресія	0.64	1.00	0.93	0
Авторегресія рухомого середнього	0.00	0.56	0.96	1

Джерело: розроблено авторами.

Знайдемо значення лінійної адитивної згортки для кожної із зазначених у таблиці 6 моделей:

$$\text{-CNN: } 1,00 * 0,16 + 0,17 * 0,12 + 0,94 * 0,4 + 1 * 0,32 = 0,8764;$$

$$\text{-RNN: } 0,93 * 0,16 + 0,00 * 0,12 + 0,96 * 0,4 + 0 * 0,32 = 0,5328;$$

$$\text{-сезонна авторегресія: } 0,64 * 0,16 + 1,00 * 0,12 + 0,93 * 0,4 + 0 * 0,32 = 0,5944;$$

$$\text{-авторегресія рухомого середнього: } 0,00 * 0,16 + 0,56 * 0,12 + 0,96 * 0,4 + 1 * 0,32 = 0,7712.$$

Таким чином, запропонована згорткова нейромережа є найбільш ефективною моделлю для обраних зовнішніх показників і цільових даних, особливо в умовах надзвичайних ситуацій.

Тепер спробуємо застосувати цю модель для прогнозування рівня цін в Австралії, маємо наступні результати:

$$\text{-1 тиждень грудня 2019 (з 4 по 10): } 4870,24 \text{ – реальне значення } 4889,51;$$

- 2 тиждень грудня 2019 (з 11 по 17): 4471,75 – реальне значення 4513,90;
- 3 тиждень грудня 2019 (з 18 по 24): 4796,13 – реальне значення 4865,24;
- 4 тиждень грудня 2019 (з 25 по 31): 4377,22 – реальне значення 4579,32.

У той же час для середнього рівня споживання в Іспанії маємо наступні показники:

- 1 тиждень грудня 2021 (з 4 по 10): 179,35 – реальне значення 182,62;
- 2 тиждень грудня 2021 (з 11 по 17): 271,12 – реальне значення 279,41;
- 3 тиждень грудня 2021 (з 18 по 24): 329,33 – реальне значення 335,41;
- 4 тиждень грудня 2021 (з 25 по 31): 160,42 – реальне значення 162,57.

Треба зауважити, що подібного висновку у можливостях використання авторегресії рухомого середнього було досягнуто у роботі групи українських вчених, де показано, що цей алгоритм дозволяє досягти більше 95% точності за нестабільних економічних умов [16].

Подібні результати були отримані групою південнокорейських вчених [20].

Стосовно інших методів, які теоретично можна застосувати для вирішення поставленого завдання, група американських вчених показали, що можна застосувати ймовірнісний підхід для моделювання енергетичного ринку, однак для цього потрібні великі обсяги даних [21]. Через те, що поточна робота розглядає періоди соціальної нестабільності, доцільність його використання для досягнення поставленої мети піддається сумніву і є доволі складним процесом. Група китайських вчених у своїй роботі описує подібну проблему для багатовимірної лінійної регресії.

Ураховуючи вказане вище, можна зазначити, що обрані методи для виконання поставлених завдань відповідає національному та загальносвітовому науковому досвіду і не суперечать йому.

Висновки з проведеного дослідження. Результати проведеного дослідження вказують на доцільність використання запропонованого комплексного підходу передобробки інформації і засобів інтелектуального аналізу даних, зокрема згорткових нейромереж, для здійснення прогнозування стану енергетичного ринку за надзвичайних умов.

При цьому у якості зовнішніх змінних розглядалися:

- профіль цільової аудиторії;
- профіль діяльності компанії;
- стан світової економіки.

Результати експерименту можна використовувати для покращення управління ризиками на підприємствах-постачальниках енергії та розробці загальної стратегії. Також результати прогнозування дозволяють швидше реагувати на зміни, спровоковані різноманітними непередбаченими обставинами, наприклад, пандемією чи війною.

Поліпшення отриманих результатів можна досягти шляхом збільшення частоти даних, наприклад за допомогою аугментації, та обсягів зовнішніх показників. Перспективні дослідження в цьому напрямку полягають у збільшенні кількості зовнішніх змінних та детальнішому розгляді інших моделей, що відносяться до нейронних мереж.

БІБЛОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Umar M., Riaz Y., Yousaf U. The Russia–Ukraine war and energy market volatility. *Energies*. 2022. Vol. 15 (17). No. 6114.
2. Deng M. Stock Prices and the Russia-Ukraine War: Sanctions, Energy and ESG. *CEPR Discussion Paper*. 2022. No. DP17207.
3. Калінчик В. П., Буравльова М. Т., Калінчик В. В., Скосирев В. Г. Прогнозування показників енергоспоживання, генерації і вартості отриманої енергії. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: технічні науки*. 2020. Том 31 (70). Ч.1, № 2. С. 243–249.
4. Грищенко Р. Прогнозування споживання електричної енергії електротехнічних комплексів міської електричної мережі. *International Science Journal of Engineering & Agriculture*. 2022. Vol. 1. No. 3. P. 152-160. doi:10.46299/j.isjea.20220103.13
5. Демчик Я. М., Розен В. П. Оцінки похибки прогнозних моделей та прогнозів спожитої електричної енергії на об'єктах енергетичного ринку. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2019. № 4. С.69–78.
6. Заруба Д. С., Швець М. Ю., Хохлов Ю. В. Машинне навчання для прогнозування споживання та генерації електроенергії. *MicrosystElectronAcoust*. 2019. vol. 24. no. 6. С. 17–21.
7. Вплив COVID-19 на економіку і суспільство країни: Підсумки 2020 року та виклики і загрози постпандемічного розвитку. URL: https://r.search.yahoo.com/_ylt=AwrkEK2moM9IHCoJEqP0X4pQ;_ylu=Y29sbwNpcjIEcG9zAzQEdnRpZAMEc2VjA3Ny/RV=2/RE=1708134695/RO=10/RU=https%3a%2f%2fjarch.donnu.edu.ua%2farticle%2fdownload%2f11599%2f11474/RK=2/RS=gin24i0V14Z0wgDXkRalMQaqmpo (дата звернення: 06.07.2023)
8. Вплив війни в Україні на клімат та енергетичну політику: з'явилось два сценарії. URL: <https://ecopolitic.com.ua/ua/news/stali-vidomi-kоротko-ta-dovgostrokovi-perspektivi-vplivu-vijni-na-klimat-i-energetichnu-politiku> (дата звернення: 28.07.2023)

9. Polozova T., Musiienko V., Storozhenko O., Peresada O., Geseleva N. Modeling of energy-saving processes in the context of energy safety and security. *Journal of security and sustainability issues*. 2019. № 8 (3). С. 387–397.
10. Bustos O., Pomares-Quimbaya A. Stock market movement forecast: A Systematic review. *Expert Systems with Applications*. 2020. Vol. 156. No. 113464.
11. Shin Z., Moon J., Rho S. A Comparative Analysis of Ensemble Learning-Based Classification Models for Explainable Term Deposit Subscription Forecasting. *Journal of Society for e-Business Studies*. 2021. Vol. 26, no. 3. P. 1–21.
12. Zhao Z. Short-Term Load Forecasting Based on the Transformer Model. *Information*. 2021. Vol. 12 (12). No. 516.
13. Tripathi A. What is the main difference between RNN and CNN. *Data Science Duniya*. URL: <https://ashutoshtripathi.com/2021/07/12/the-main-difference-between-rnn-vs-cnn-nlp/> (date of access: 10.03.2022).
14. Tiam Y. Artificial Intelligence Image Recognition Method Based on Convolutional Neural Network Algorithm. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 125731–125744.
15. Deng Z. et al. Multi-Scale Convolutional Neural Network With Time-Cognition for Multi-Step Short-Term Load Forecasting. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 88058–88071.
16. Saadi-Sedik T., Xu R. A Vicious Cycle: How Pandemics Lead to Economic Despair and Social Unrest. *IMF Working Paper*. 2020. No. 2020/216.
17. Lindgren B.-M., Lundman B., Granheim U. H. Abstraction and interpretation during the qualitative content analysis process. *Int. J. Nursing Studies*. 2020. Vol. 108. No. 103632.
18. Singh M. Victoria (Australia) electricity data – 2018-2020. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/mohanpal/victoriaaustralia-electricity-data-2018-2020> (date of access: 10.03.2022).
19. Alonso Salcedo C. spain_electricity_price. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/caralosal/spain-electricity-price> (date of access: 10.03.2022).
20. Ullah F. et al. Short-Term Prediction of Residential Power Energy Consumption via CNN and Multi-Layer Bi-Directional LSTM Networks. *IEEE Access*. 2020. 8. P. 123369–123380.
21. Tang C., Aruga K. Relationships among the Fossil Fuel and Financial Markets during the COVID-19 Pandemic: Evidence from Bayesian DCC-MGARCH Models. *Sustainability*. 2022. Vol. 14 (1). No. 51.

REFERENCES:

1. Umar M., Riaz Y., Yousaf U. The Russia–Ukraine war and energy market volatility. *Energies*. 2022. Vol. 15 (17). No. 6114.
2. Deng M. Stock Prices and the Russia-Ukraine War: Sanctions, Energy and ESG. *CEPR Discussion Paper*. 2022. No. DP17207.
3. Kalinchyk V. P., Buravlova M. T., Kalinchyk V. V., Skosyrev V. H. Prohnozuvannia pokaznykiv enerhospozhyvannia, heneratsii i vartosti otrymanoï enerhii. *Vcheni zapysky TNU imeni V.I. Vernadskoho. Serii: tekhnichni nauky*. 2020. Tom 31 (70). Ch.1, 2. P. 243–249.
4. Hryshchenko R. Prohnozuvannia spozhyvannia elektrychnoi enerhiielektrotekhnichnykh kompleksiv miskoi elektrychnoi merezhi. *International Science Journal of Engineering & Agriculture*. 2022. Vol. 1, No. 3. P. 152-160. doi:10.46299/j.isjea.20220103.13.
5. Demchuk Ya. M., Rozen V. P. Otsinky pokhybky prohnoznykh modelei ta prohnoziv spozhytoi elektrychnoi enerhii na obiektakh enerhetychnoho rynku. *Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia*. 2019. № 4. P. 69–78.
6. Zaruba D. S., Shvets M. Yu., Khokhlov Yu. V. Mashynne navchannia dlia prohnozuvannia spozhyvannia ta heneratsii elektroenerhii. *MicrosystElectronAcoust*. 2019. vol. 24. no. 6. P. 17–21.

7. Vplyv COVID-19 na ekonomiku i suspilstvo krainy: Pidsumky 2020 roku ta vyklyky i zahrozy postpandemichnoho rozvytku. Available at: https://r.search.yahoo.com/_ylt=AwrkEK2moM9IHCoJEqP0X4pQ;_ylu=Y29sbwNpcjIEcG9zAzQEdnRpZAMEc2VjA3Ny/RV=2/RE=1708134695/RO=10/RU=https%3a%2f%2fjarch.donnu.edu.ua%2farticle%2fdownload%2f11599%2f11474/RK=2/RS=gin24i0V14Z0wgDXkRalMQaqmpo (date of access: 06.07.2023).
8. Vplyv viiny v Ukraini na klimat ta enerhetychnu polityku: zavylosia dva stsenarii. Available at: <https://ecopolitic.com.ua/ua/news/stali-vidomi-korotko-ta-dovgostrokovi-perspektivi-vplyvu-vijni-na-klimat-i-energetichnu-politiku> (date of access: 28.07.2023).
9. Polozova T., Musiienko V., Storozhenko O., Peresada O., Geseleva N. Modeling of energy-saving processes in the context of energy safety and security. *Journal of security and sustainability issues*. 2019. 8 (3). P. 387–397.
10. Bustos O., Pomares-Quimbaya A. Stock market movement forecast: A Systematic review. *Expert Systems with Applications*. 2020. Vol. 156. No. 113464.
11. Shin Z., Moon J., Rho S. A Comparative Analysis of Ensemble Learning-Based Classification Models for Explainable Term Deposit Subscription Forecasting. *Journal of Society for e-Business Studies*. 2021. Vol. 26, no. 3. P. 1–21.
12. Zhao Z. Short-Term Load Forecasting Based on the Transformer Model. *Information*. 2021. Vol. 12 (12). No. 516.
13. Tripathi A. What is the main difference between RNN and CNN. *Data Science Duniya*. Available at: <https://ashutoshtripathi.com/2021/07/12/the-main-difference-between-rnn-vs-cnn-nlp/> (date of access: 10.03.2022).
14. Tiam Y. Artificial Intelligence Image Recognition Method Based on Convolutional Neural Network Algorithm. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 125731–125744.
15. Deng Z. et al. Multi-Scale Convolutional Neural Network With Time-Cognition for Multi-Step Short-Term Load Forecasting. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 88058–88071.
16. Saadi-Sedik T., Xu R. A Vicious Cycle: How Pandemics Lead to Economic Despair and Social Unrest. *IMF Working Paper*. 2020. No. 2020/216.
17. Lindgren B.-M., Lundman B., Granheim U. H. Abstraction and interpretation during the qualitative content analysis process. *International Journal of Nursing Studies*. 2020. Vol. 108. No. 103632.
18. Singh M. Victoria (Australia) electricity data – 2018-2020. *Kaggle*. Available at: <https://www.kaggle.com/datasets/mohanpal/victoriaaustralia-electricity-data-2018-2020> (date of access: 10.03.2022).
19. Alonso Salcedo C. spain_electricity_price. *Kaggle*. Available at: <https://www.kaggle.com/datasets/caralosal/spain-electricity-price> (date of access: 10.03.2022).
20. Ullah F. et al. Short-Term Prediction of Residential Power Energy Consumption via CNN and Multi-Layer Bi-Directional LSTM Networks. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 123369–123380.
21. Tang C., Aruga K. Relationships among the Fossil Fuel and Financial Markets during the COVID-19 Pandemic: Evidence from Bayesian DCC-MGARCH Models. *Sustainability*. 2022. Vol. 14 (1). No. 51.

Надійшла до редакції 17.10.2023р.