

УДК 621.317.38:004.032.26](477)

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.028328

Ю. І. ОЛІМПІЄВА, аспірантка,

ORCID: 0000-0001-8686-4966

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

МОДЕЛЬ НЕЙРОМЕРЕЖІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ ВИРОБНИЧОГО ПРОЦЕСУ ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ СТАБІЛІЗАЦІЙНИХ ВІДКЛЮЧЕНЬ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В УКРАЇНІ

Питання енергоефективності та функціональна стійкість виробничих процесів є одним з ключових викликів для сучасної промисловості. Масовані обстріли об'єктів енергетичної інфраструктури України наприкінці 2022 р. – початку 2023 р. та починаючи з березня 2024 року завдали значного негативного впливу на функціонування підприємств промисловості. Відключення електроенергії стали частими та тривалими, що призвело до суттєвих зупинок виробництва, зниження продуктивності та фінансових втрат у всіх галузях економіки. У статті проаналізовано наслідки стабілізаційних відключень електроенергії на чорну металургію та хімічну промисловість, а також розроблено рекомендації для підвищення стійкості функціонування виробничих процесів в умовах нестабільного електропостачання. Розроблено стратегію заходів пов'язаних із забезпеченням стійкості роботи енергосистеми підприємства, як однієї з ключових складових забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів. Потреба в підвищенні рентабельності виробництва робить все більш актуальним пошук нових інструментів та методів оптимізації енергоспоживання. Нейронні мережі, завдяки своїм можливостям для навчання та прогнозування, є потужним інструментом для аналізу енергоспоживання та підвищення функціональної стійкості виробничих процесів. В статті проводиться аналіз сучасних підходів до використання нейронних мереж для енергозбереження на промислових підприємствах, що дозволяє підвищити ефективність та надійність функціонування виробничих процесів. В статті розглядається процес побудови нейронної мережі LSTM та спосіб її покращення для прогнозу енергоспоживання у виробничих процесах та подальшого аналізу ефективності використання енергоносіїв.

Ключові слова: енергетична інфраструктура, нейронні мережі, інформаційна технологія, промислове підприємство, виробничий процес, LSTM, енергоефективність, модель, алгоритм.

Вступ

Постановка задачі. Усвідомлене використання електроенергії звертає на себе все більше уваги із-за його економічних та стійких переваг. Відповідно до статистичних даних, які наводяться в [1] енергетична політика прогнозує суттєве збільшення світового споживання електроенергії до 2030 року, особливо для потреб опалення та охолодження. Цей бум попиту робить енергозбереження та енергоефективність важливим питанням по всьому світу. Особливо гостро це питання постає в реаліях воєнного стану в Україні, зокрема через масовані обстріли об'єктів енергетичної інфраструктури. Дві масштабні хвилі цілеспрямованих шквальних обстрілів об'єктів, що забезпечують виробництво, передачу та розподіл електроенергії (перша була починаючи з осені 2022 р. по березень 2023 р., друга - з кінця березня по червень включно 2024 року) та звичайні бойові дії, які призвели до руйнування та окупації об'єктів енергетики протягом останніх двох років, та мали суттєвий негативний вплив на Україну загалом і на функціонування підприємств промисловості, зокрема. Втрати енергетичного сектору стрімко зростають та на січень 2024 року становили 9 млрд доларів, втрати активів підприємств та промисловості становили більше 13 млрд доларів (рис. 1) [2]. За даними Energy Charter Secretariat суттєвих збитків зазнали й виробники електроенергії з відновлюваних джерел.

© Олімпієва Ю. І., 2025

Аналіз впливу відключень на чорну металургію та хімічну промисловість.

Хоча металургія є однією з важливіших галузей, що не дає українській економіці піти на дно, але вона також є однією з найбільш енергоємних галузей в Україні, що споживає значну кількість електроенергії. Наприкінці 2022 року, через масовані обстріли енергетичної інфраструктури, в Україні виникли серйозні перебої в електропостачанні, що суттєво вплинуло на виробничі процеси. В листопаді 2022 року компанія «Каметсталь», що входить до групи "Метінвест", призупинила більшість своїх виробничих процесів до стабілізації енергопостачання. Аналогічне рішення в цей період прийняла компанія Arcelor Mittal Кривий Ріг, а компанія Ferrexpo була змушена скоротити виробничі потужності. Також, різкі перепади напруги під час аварійних відключень електроенергії негативно впливають на стан обладнання, у зв'язку з чим виникає нагальна потреба додаткових інвестицій у його ремонт. Стабілізація енергопостачання навесні 2023р. дозволила металургійним підприємствам певним чином наростити завантаженість потужностей, що й відображено на Рис.3: обсяги виробництва сталі і прокату у 2023 р. майже такі ж самі, як у 2022 р., з виробництвом чавуна ситуація поки гірша частково за рахунок окупації металургійного комбінату в Маріуполі [3]. Перебої з енергопостачання мали каскадний вплив на економіку. Окрім обмеженої діяльності металургійних підприємств, воно призвело до значного зниження попиту на металопродукцію з боку інших секторів, які також були змушені скоротити або призупинити свою роботу.

Хімічна промисловість також сильно постраждала від енергетичних обмежень. Найбільше постраждали енергоємні виробництва, такі як основні хімічні продукти, мінеральні добрива та гумові вироби. Тільки два великих заводи з виробництва добрив у Черкасах - "Азот" і "Рівнеазот" – продовжували працювати після початку повномасштабної окупації, але внаслідок ракетного обстрілу об'єктів енергетичної інфраструктури 22 жовтня 2022 року на "Рівнеазоті" сталася вимушена зупинка ключових цехів з виробництва мінеральних добрив. Завод не працював 12 днів [4].

Отже, ситуація в енергетичній системі України залишається надзвичайно складною. Енергетична криза, спричинена руйнуванням об'єктів енергетики, призвела до масових відключень електроенергії, що в свою чергу суттєво вплинуло на промислове виробництво. В цих умовах питання функціональної стійкості виробничих процесів набуває особливої актуальності. Важливо оцінити поточний стан енергетичних проблем та розробити ефективні стратегії для підвищення стійкості функціонування підприємств в умовах нестабільного енергопостачання, що

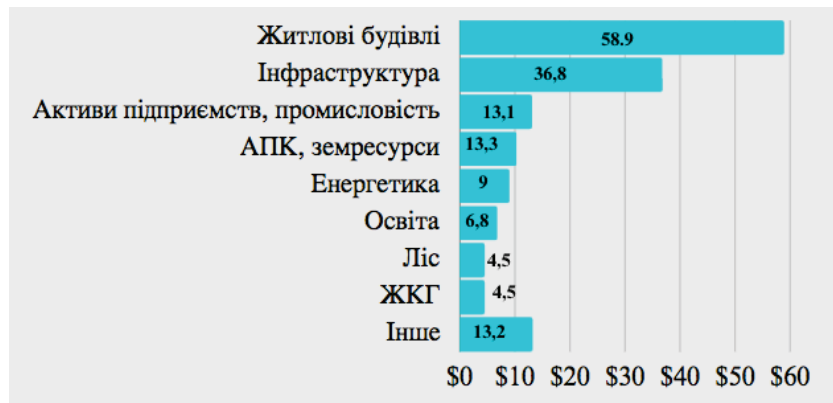


Рис. 1. Прямі збитки від руйнувань та пошкоджень за секторами на початок 2024 року, млрд. доларів

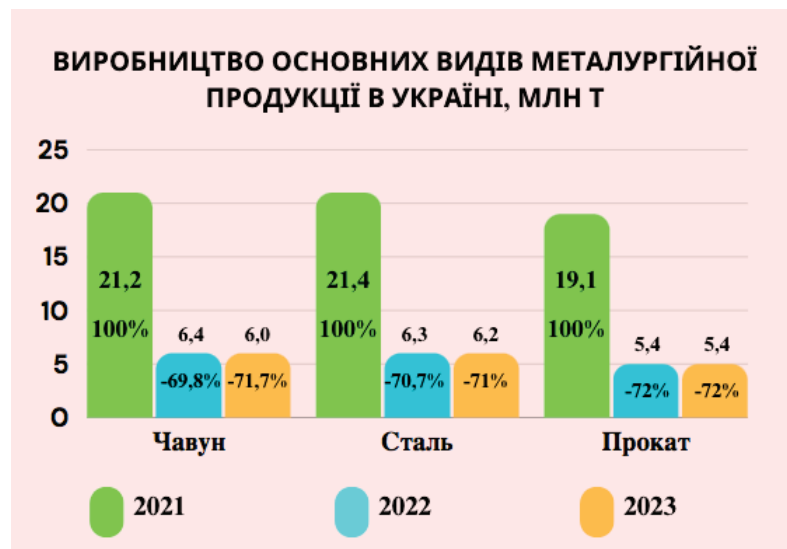


Рис. 2. Виробництво основних видів металургійної продукції за 12 місяців відповідного року та частка скорочення виробництва у % порівняно з 2021 роком

допоможе мінімізувати втрати і забезпечити стабільність роботи підприємств. Тому модернізація енергетики та підвищення енергоефективності є ключовими пріоритетами для стійкого розвитку економіки України, відповідно до схвалених Енергетичних стратегій України на період до 2035 року та до 2050 року, розпорядженнями від 2017 та 2022 року відповідно. Управління енергоресурсами будь-якої діяльності, зокрема виробничої діяльності на підприємстві, являє собою складну задачу, яка потребує прийняття рішень в умовах невизначеності. Постійна динаміка та недетермінованість довкілля створюють складну технічну систему, яка весь час розвивається. Ця реальність вимагає прийняття рішень з неповним знанням майбутнього та протягом обмеженого проміжку часу. Щоб ефективно управляти цим, корисно об'єднати прогноз з оптимізацією процесу прийняття рішень.

Мета дослідження. Аналіз функціональної стійкості виробничих процесів в умовах стабілізаційних відключень електроенергії в Україні, розробка рекомендацій для підвищення цієї стійкості. Розробка та покращення моделі нейромережі для прогнозу енергоспоживання, яка може бути корисною для виявлення аномалій та відхилень від звичайного енергоспоживання конкретним домогосподарством чи підприємством, також може бути використана як складовий інформаційний елемент для подальшого аналізу та розробки плану оптимального енергоспоживання, що в свою чергу є одним з чинником, що впливає на функціональну стійкість виробництва.

Результати дослідження

Енергоефективність та енергозбереження є **невід'ємними складовими стратегії** заходів пов'язаних із забезпеченням стійкості роботи енергосистеми підприємства, яка впливає на функціональну стійкість виробничих процесів. Відтак, впровадження заходів з енергоефективності, що дозволяють більш раціональне використання енергетичних ресурсів, є не лише економічно доцільним, але й стратегічно важливим [5, 6].

Проведемо аналіз понять енергоефективність та енергозбереження, зокрема у виробничому процесі. У Законі України «Про енергозбереження» поняття «енергозбереження» визначають як діяльність (організаційна, наукова, практична, інформаційна), що спрямована на раціональне використання та економне витрачання первинної та перетвореної енергії і природних енергетичних ресурсів у національному господарстві й реалізується із використанням технічних, економічних та правових методів [7]. У законі, який прийшов на зміну вище згаданому в 2021 році, а саме Закон України «Про енергетичну ефективність» поняття «енергетична ефективність» визначається як кількісне співвідношення між роботою, послугами, товарами або енергією на виході та витраченою енергією на вході [8]. Отже, термін «енергозбереження» доцільніше вживати в контексті спрямованих на збереження енергії результатів діяльності, тоді як «енергоефективністю» варто визначати стан системи результатом якого є виконання її функцій з мінімізованими затратами енергії. Ці визначення звичайно є взаємопов'язаними між собою, так як «енергозбереження» є головним фактором підвищення рівня ефективності використання ресурсів, а «енергоефективність» є ширшим поняттям [9]. В [10] зазначається, що енергоефективність в сфері виробництва - це характеристика устаткування, технології, виробництва або системи в цілому, що свідчить про ступінь використання енергії на одиницю кінцевого продукту. Енергоефективність оцінюється як кількісними показниками (кількість енергії на одиницю кінцевого продукту), так і якісними показниками (висока, низька). Енергоємність виробництва – величина споживання енергії та палива на основні та допоміжні технологічні процеси виготовлення продукції, виконання робіт, надання послуг на базі заданої технологічної системи. Ефективність бізнесу будується на балансі доходів і витрат виробництва, в число яких неодмінно входять витрати на споживану енергію – теплову, електричну або іншу. І чим ці витрати менші, тим більш ефективним є бізнес. Чим менше енергоємність, тим вище енергоефективність. Енергозбереження в будь-якій сфері зводиться до раціонального використання енергії, зниження непродуктивних втрат [11]. Впровадження енергозберігаючих технологій в господарську діяльність підприємств є одним з важливих кроків у вирішенні багатьох економічних, соціальних та екологічних проблем – зміни клімату, забруднення атмосфери, виснаже-

ння копалин, ресурсів та інше. Шляхами здійснення та реалізації енергозбереження на промисловому підприємстві є формування системи енергозберігаючих заходів на підприємстві. Механізм енергозбереження промислових підприємств – це сукупність економічних, організаційних, мотиваційних методів і способів, що направлені на економічно обґрунтоване виявлення та максимальне використання потенціалу енергозбереження з метою мінімізації питомих витрат на виробництво продукції та зменшення екологічного навантаження на навколишнє середовище [9]. В [6] зазначено, що промислова енергоефективність — це заходи щодо зменшення енергоспоживання на одиницю товарів та послуг: тобто це або збільшення виробництва без збільшення енергоспоживання, або зменшення енергоспоживання без зменшення виробництва.

Отже, енергоефективність промисловості - це комплексна система методів та інструментів, які, при впровадженні окремо або в комбінації, дозволяють досягти оптимального рівня енергоспоживання. Це означає, що промислові підприємства повинні прагнути до збалансування витрат енергії з обсягами виробництва, використовуючи для цього різні методи та технології.

Провівши аналіз та узагальнення джерел [5-12], в тому числі українських законів та нормативно-правових актів сформульовано перелік заходів для підвищення енергоефективності та енергозбереження промислових підприємств, які пропонує держава. Ці заходи було умовно поділено на 2 групи:

1. Заходи швидкої віддачі (організаційні та інформаційні):

- енергетичний аудит: проведення комплексного енергообстеження підприємства для виявлення основних джерел втрат енергії з метою визначення, кількісного вираження та підготовки звіту про можливості підвищення рівня енергоефективності;
- оцінка потенціалу економії енергії та інвестицій;
- моніторинг виконання прийнятих заходів стимулювання і мотивація енергозберігаючої поведінки;
- встановлення правил закупівлі обладнання для енергоефективних технологій;
- проведення навчання персоналу з питань енергозбереження;
- заохочення співробітників до економного використання енергоресурсів;
- розробка системи мотивації для персоналу, який робить свій внесок у енергозбереження.

Такі заходи можна розробити і реалізувати в межах року, вони дають свій результат при незначних витратах.

2. Базові заходи (технологічні) - впровадження нових або удосконалення існуючих енергозберігаючих технологій та обладнання:

- **заміна застарілого обладнання** на нове, яке споживає менше енергії;
- впровадження сучасних систем і засобів силової електроніки;
- використання економічних систем і приладів електроосвітлення;
- вдосконалення структури парку електроприладів на підприємстві;
- **впровадження систем автоматизованого управління** освітленням, опаленням, вентиляцією та кондиціонуванням;
- використання сучасних ефективних систем обліку та контролю за витратами енергоресурсів;
- впровадження автоматизованих систем управління енергоспоживанням;
- **утеплення будівель та інженерних мереж** для зменшення теплових втрат;
- **впровадження систем рекуперації тепла** для повторного використання тепла, що виділяється у виробничих процесах (наприклад, використання відпрацьованого тепла холодильників і кондиціонерів для підігріву води);
- використання вторинних енергетичних ресурсів;
- **перехід до альтернативних джерел енергії** таких як сонячні панелі, вітрові генератори тощо;

- використання сучасних технологій спалювання низькоякісного твердого палива;
- **оптимізація технологічних процесів** для зниження енергоємності виробництва.

Такі заходи є більш радикальні, для їхньої реалізації, як правило, потрібна суттєва фінансова підтримка. Для такого роду заходів розроблені подакові пільгові програми та фінансові фонди (наприклад, фонд енергоефективності надає гранти та кредити підприємствам на впровадження енергоефективних проєктів).

На основі проведеного аналізу було розроблено рекомендації щодо ключового фактору, який впливає на підвищення функціональної стійкості виробничих процесів, у вигляді стратегії заходів пов'язаних із забезпеченням стійкості роботи енергосистеми підприємства. Треба завжди мати на увазі, що на функціональну стійкість виробничого процесу впливають ще робота технологічного обладнання, якість та своєчасність виконання регламентних операцій, ремонтів, рівень та глибина автоматизації процесів тощо.

Отже, стратегії заходів пов'язаних із забезпеченням стійкості роботи енергосистеми підприємства включає в себе такі складові:

1. Аналіз та оцінка поточного стану енергосистеми.
 - 1.1. Провести детальний аудит енергосистеми для виявлення слабких місць.
 - 1.2. Визначити критичні точки системи, які можуть вплинути на стійкість енергопостачання.
 - 1.3. Виміряти поточне споживання енергії та визначити пікові навантаження.
2. Планування резервного енергопостачання.
 - 2.1. Встановити резервні джерела енергії, такі як генератори, акумуляторні батареї або сонячні панелі.
 - 2.2. Розробити план переключення на резервні джерела енергії у випадку аварії.
 - 2.3. Провести регулярні тренування персоналу щодо використання резервних джерел енергії.
3. Впровадження системи моніторингу та управління.
 - 3.1. Встановити системи для моніторингу стану енергосистеми в реальному часі.
 - 3.2. Використовувати програмне забезпечення для автоматизованого управління енергоспоживанням.
 - 3.3. Розробити алгоритми для попередження аварійних ситуацій та швидкого реагування на них.
4. Оптимізація енергоспоживання.
 - 4.1. Провести заходи з модернізації обладнання.
 - 4.2. Впровадити системи управління освітленням та вентиляцією для зниження споживання енергії.
 - 4.3. Заохочувати використання енергозберігаючих технологій та обладнання.
5. Забезпечення надійності енергосистеми.
 - 5.1. Регулярно проводити технічне обслуговування енергетичного обладнання.
 - 5.2. Забезпечити наявність запасних частин та матеріалів для швидкого ремонту.
 - 5.3. Розробити та впровадити систему резервування ключових компонентів енергосистеми.
6. Підготовка персоналу.
 - 6.1. Проводити регулярне навчання та тренінги для персоналу з питань управління енергосистемою.
 - 6.2. Розробити та впровадити інструкції та процедури для персоналу на випадок аварійних ситуацій.
 - 6.3. Впровадити систему сертифікації для операторів енергосистеми.
7. Впровадження інноваційних технологій.
 - 7.1. Дослідження та впровадження нових технологій для покращення надійності енергопостачання.
 - 7.2. Використання розумних мереж (smart grid) для оптимізації розподілу енергії.
 - 7.3. Інтеграція відновлюваних джерел енергії в енергосистему підприємства.
8. Співпраця з зовнішніми партнерами.

8.1. Встановити партнерські відносини з постачальниками енергії для забезпечення стабільного постачання.

8.2. Укладення договорів на постачання енергії з декількома постачальниками для мінімізації ризиків, в тому числі з іноземними постачальниками.

8.3. Співпраця з науковими установами для дослідження нових методів підвищення стійкості енергосистеми.

9. Моніторинг та оцінка ефективності.

9.1. Встановити ключові показники ефективності (KPI) для оцінки стійкості енергосистеми.

9.2. Регулярно проводити аналіз даних та оцінку ефективності впроваджених заходів.

9.3. Коригувати стратегію та впроваджувати нові заходи на основі отриманих результатів та змін в умовах роботи підприємства.

Ця стратегія забезпечення стійкості роботи енергосистеми підприємства сприятиме підвищенню загальної функціональної стійкості виробничих процесів, зменшенню ризиків простоїв та аварій, а також покращенню ефективності використання ресурсів.

Більшість цих заходів мають суттєвіший вплив, якщо їх реалізовувати з використанням інформаційних технологій. З розвитком нових технологій, таких як штучний інтелект, машинне навчання та Інтернет речей, з'являються нові можливості для оптимізації енергоспоживання та підвищення енергоефективності, а отже для підвищення стійкості функціонування підприємства загалом та зокрема його технологічних процесів.

Процес побудови моделі для аналізу та передбачення даних з використанням нейромережних методів машинного навчання умовно можна поділити на наступні етапи [13-16]:

1. Вибір інструменту для моделювання (бібліотеки мов R, Python, C++, Java тощо; спеціалізовані програмні пакети Matlab, Statistica, RapidMiner, KNIME та ін., або інтерактивні веб-застосунки)

2. Збір та підготовка даних:

– збір даних (з датчиків або систем моніторингу, експериментальних показників, з публічних бібліотек даних для машинного навчання тощо)

– очищення даних (виявлення і видалення помилкових та аномальних даних);

– дослідницький аналіз даних (EDA — Exploratory Data Analysis): організація та узагальнення вихідних даних, виявлення важливих особливостей та закономірностей у даних та будь-яких вражаючих відхилень від цих закономірностей, а потім інтерпретація наших висновків у контексті проблеми.

3. Ідентифікація та вибір оптимальної моделі передбачення даних:

– визначення типу нейронної мережі (багатошаровий перцептрон (MLP), згортова нейронна мережа (CNN), рекурентна нейронна мережа (RNN) тощо);

– визначення топології мережі (кількості шарів та нейронів в кожному з них, тип зв'язків між ними).

4. Навчання моделі.

5. Прогнозування та оцінка.

6. Візуалізація результатів.

Опис симуляційної моделі нейромережі для прогнозу енергоспоживання підприємства

Вибір інструменту для моделювання. Python вважається найпопулярнішою та універсальною мовою програмування для машинного навчання. Його великі бібліотеки, такі як NumPy, pandas, scikit-learn і TensorFlow, роблять його потужним і простим у використанні. Тому обмежимося використанням бібліотек на Python, однак, слід додати, що бібліотеки мови R, пакети програм Matlab та інші є також потужними, але кількість дослідників, які досі використовують ці рішення у протидію рішенням на Python, невпинно скорочується [13-16].

Збір та підготовка даних. Для реальної ситуації прогнозування дані можуть бути зібрані з датчиків та систем обліку, моніторингу енергоспоживання підприємства, для експериментальної моделі дані були завантаженні з платформи Kaggle, яка пропонує дані з різних сфер, включаючи енергетику. В розділі з наборами даних взято релевантні дані про енергоспоживання "Household Electric

Power Consumption" [17]. Датасет надає тимчасові ряди даних про енергоспоживання за 47 місяців з грудня 2006 р. до листопада 2010 р в конкретному домогосподарстві із частотою вибірки за одну хвилину. Стовпці з енергоспоживанням різних приладів в домогосподарстві були об'єднані в 1 стовпець – "energy" загального енергоспоживання, окремі стовпці на дату та час були оброблені шляхом перетворення часових міток у формат – "datetime" та встановлення їх як індексу. Отже, кожна точка даних у датасеті є кількістю використаної енергії у ват-годинах.

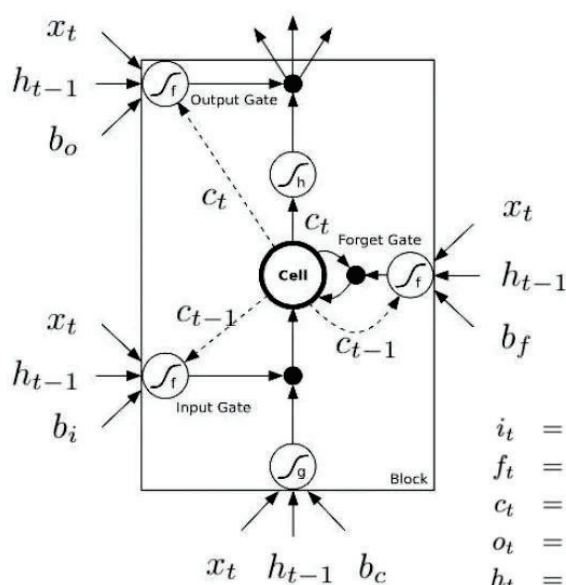
Вибір архітектури нейронної мережі. Рекурентна нейронна мережа (RNN) і нейронна мережа зворотного поширення помилки (BPNN) — два популярні алгоритми, що використовуються для прогнозування часових рядів [18]. Система прогнозування на основі BPNN широко використовується дослідниками бо має високу адаптивність та обчислювальні можливості. Однак у неї є деякі недоліки, наприклад, кінцевий результат навчання може легко потрапити в локальний екстремум [19]. RNN може запам'ятати історичну інформацію та вибрати, чи зберігати цю інформацію для поточного висновку, але при цьому вона не може підтримувати тривалу тимчасову залежність через наявність проблеми, яка полягає у зникненні або навпаки появі «вибуху» градієнта [20]. Тому для прогнозування тимчасових рядів енергоспоживання використано тип рекурентної нейромережі LSTM (Long Short-Term Memory), який був спеціально розроблений для ефективної роботи з послідовними даними. LSTM може запам'ятовувати інформацію протягом тривалих періодів часу, що дозволяє їм виявляти складні залежності в даних, які інші моделі можуть пропустити. Завдяки своїй архітектурі, LSTM здатний долати проблему зникаючих градієнтів, яка часто виникає в звичайних RNN при навчанні на довгих послідовностях. Це дозволяє йому ефективно навчатися на даних з довгостроковими залежностями.

Експериментальна модель містить два шари LSTM з 50 нейронами кожен. Перший шар повертає послідовності для другого шару. Завершується модель щільним (Dense) шаром з одним нейроном, який виробляє скалярне значення - прогнозу енергоспоживання.

Навчання моделі. Для розуміння процесу навчання розглянемо загальну та поетапну модель нейромережі LSTM. Її робота базується на здатності запам'ятовувати інформацію протягом тривалих періодів часу завдяки своїй клітині пам'яті та механізму воріт, які контролюють потік інформації. Це дозволяє LSTM ефективно обробляти послідовні дані та виявляти складні залежності [21].

Основні складові LSTM:

- 1) клітина пам'яті, яка зберігає інформацію про минулі входи.
- 2) забуваючі ворота вирішують, яку частину інформації з попереднього стану C_{t-1} слід забути.
- 3) входні ворота визначають, яку частину нової інформації слід додати до клітини пам'яті.
- 4) блок оновлення стану, де обчислюється новий стан C_t , враховуючи забуту інформацію та нову.
- 5) вихідні ворота визначають, яку частину нового стану інформації з клітини пам'яті слід передати як вихід h_t .



$$\begin{aligned}
 i_t &= \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \\
 f_t &= \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \\
 c_t &= f_t c_{t-1} + i_t \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \\
 o_t &= \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_t + b_o) \\
 h_t &= o_t \tanh(c_t)
 \end{aligned}$$

(1)

Рис. 3. Загальна модель нейромережі LSTM

Розгорнемо запропоновану на рис.3. схему, щоб показати циклічність LSTM, тоді схема буде мати наступний вигляд, представлений на рис. 4.

де σ - сигмоїдна функція, $\tanh$ - гіперболічний тангенс, W - матриці ваг, b - вектори зміщення [21].

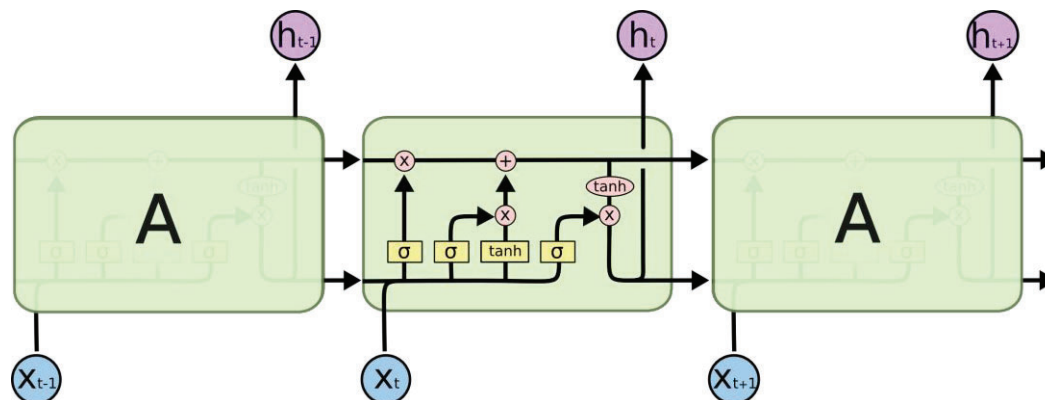
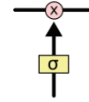


Рис. 4. Модель повторювального модуля у LSTM

■ - вивчені шари нейронної мережі, ● - поточкова операція ($\times$ – множення та $+$ – додавання), $\rightarrow$ - вектор, $\rhd$ - конкатенація векторів, $\Rightarrow$ - копіювання (вміст копіюється, а копії спрямовуються в різні місця)

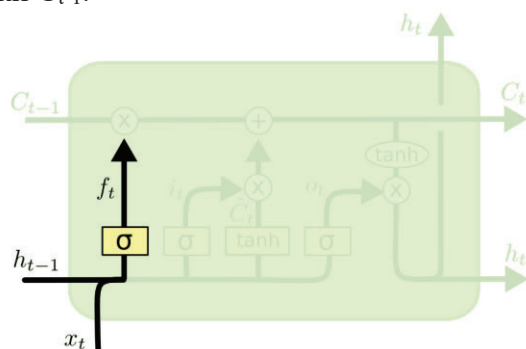
Ключем до LSTM є стан комірки, горизонтальна лінія, що проходить через верхню частину діаграми. LSTM має здатність видаляти або додавати інформацію про стан комірки, ретельно регулюючи структури, які називаються воротами.

Ворота – це необов'язковий спосіб пропускати інформацію. Вони складаються з шару сиг-

моподібної нейронної мережі та операції поточкового множення - . Сигмоподібний шар виводить числа від нуля до одиниці, описуючи, скільки кожного компонента має пройти. Нульове значення означає «нічого не пропускати», тоді як значення один означає «пропускати все». LSTM має три таких воріт для захисту та контролю стану комірки.

Досліджено модель з рис.4 поетапно [21]:

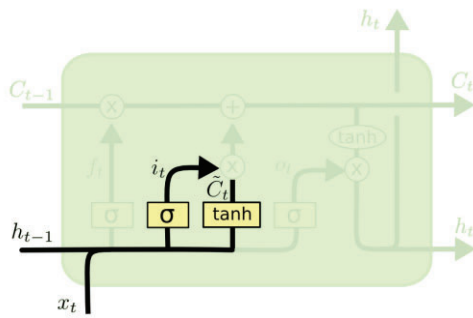
I етап (рис. 5): вирішити, яку інформацію ми збираємося викинути зі стану комірки. Це рішення приймається сигмоїдним шаром, який називається «шар забуваючих воріт». Вхідними даними є вектори h_{t-1} та x_t , вихідним є значення від 0 до 1 для кожного числа в стані комірки C_{t-1} .



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

Рис. 5. Схематичне зображення I етапу навчання LSTM

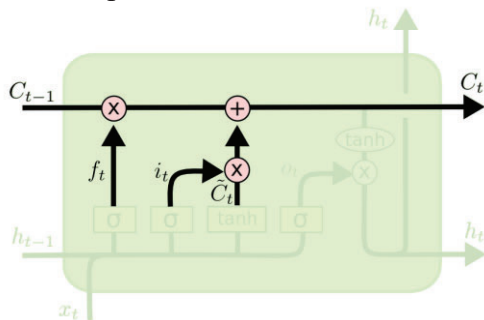
II етап (рис. 6): вирішити, яку нову інформацію ми будемо зберігати в стані комірки. Цей етап складається з двох частин. По-перше, сигмоподібний рівень, який називається «шаром вхідних воріт», вирішує, які значення ми будемо оновлювати. Далі шар $\tanh$ створює вектор нових значень-кандидатів, $\tilde{C}_t$, які можна додати до стану.



$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C) \end{aligned} \quad (3)$$

Рис. 6. Схематичне зображення II етапу навчання LSTM

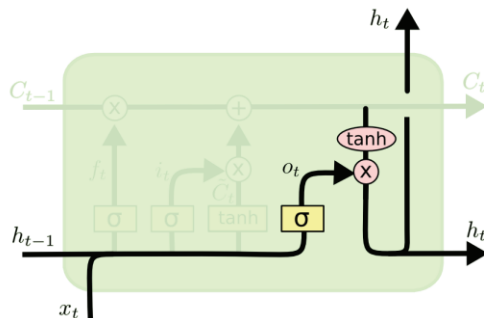
III етап (рис. 7): об'єднуємо два рівня попереднього етапу, щоб оновити старий стан комірки, C_{t-1} , у новий стан комірки C_t . Старий стан множимо на f_t , забуваючи те, що ми вирішили забути раніше. Потім додаємо $i_t * \tilde{C}_t$. Це нові значення кандидатів, масштабовані за тим, наскільки ми вирішили оновити кожне значення стану.



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

Рис. 7. Схематичне зображення III етапу навчання LSTM

IV етап (рис. 8): вирішуємо, що ми будемо виводити. Цей результат базуватиметься на стані клітинки, але буде відфільтрованою версією. Спочатку ми запускаємо сигмоподібний шар, який вирішує, які частини стану комірки ми збираємося вивести. Потім ми перевіряємо стан комірки через $\tanh$ (щоб значення були між -1 і 1) помножений на його результат виходу з сигмоїдного шару, щоб виводили лише ті частини, які вирішили.



$$\begin{aligned} o_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t * \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (5)$$

Рис. 8. Схематичне зображення IV етапу навчання LSTM

```
train_size = int(len(dataset) * 0.8)
test_size = len(dataset) - train_size
train, test = dataset[0:train_size, :], dataset[train_size:len(dataset), :]
print(train_size, test_size)
Stream
Epoch 1/20
51232/51232 - 182s - 4ms/step - loss: 0.3191
Epoch 2/20
51232/51232 - 178s - 3ms/step - loss: 0.3193
Epoch 3/20
51232/51232 - 174s - 3ms/step - loss: 0.3197
Epoch 4/20
51232/51232 - 175s - 3ms/step - loss: 0.3191
Epoch 5/20
51232/51232 - 174s - 3ms/step - loss: 0.3200
model.fit(trainX, trainY, epochs=20, batch_size=32, verbose=2)
model.save('model_bad.keras')
```

Рис. 9. Фрагмент коду побудови моделі з використанням Python

Для навчання дані були розділені на тренувальний (80%) та тестовий (20%) набори. Встановлені гіперпараметри: модель навчалася протягом 20 епох з розміром пакету 32. Використано алгоритм оптимізації Adam та функцію втрат: 'mean_squared_error'. Наведемо частину коду на Python (рис.9):

Прогнозування та оцінка ефективності моделі. Після навчання модель прогнозувала енергоспоживання на тренувальному та тестовому наборах. Для оцінки точності прогнозів використовували метрику кореневої середньоквадратичної помилки (RMSE). Отримані значення RMSE для тренувального та тестового наборів допомагають оцінити якість моделі. Модель показала наступні результати: RMSE тренувального набору: 0.58; RMSE тестового набору: 0.50. Побудовано графік для порівняння справжнього енергоспоживання з прогнозованими значеннями. Це допомагає візуально оцінити точність моделі.

Як можна бачити прогноз витримує тенденції реального споживання, хоча і є декі розбіжності в значеннях. Тому було розроблене покращення моделі наступним чином:

- використання шарів Dropout (із ймовірністю 0.2) для запобігання перенавчанню моделі. Це допомагає моделі краще узагальнювати дані та уникати перенавчання на тренувальних даних.

- вибір оптимальних значень гіперпараметрів, таких як кількість нейронів у шарах LSTM, розмір пакету та кількість епох навчання, покращує продуктивність моделі.

- енергоспоживання було нормалізовано за допомогою 'MinMaxScaler', що зменшило вплив різних масштабів на модель та допомогло моделі швидше та ефективніше навчатися.

- використання більш тривалих часових рядів (10 кроків назад) для створення наборів даних, що дозволяє моделі враховувати більш довгострокові залежності у даних. Наведемо частину коду на Python:

Нові результати:
RMSE тренувального набору - 0.28;
RMSE тестового набору - 0.24.

Ці значення вказують на достатню точність моделі у прогнозуванні енергоспоживання на основі історичних даних. Візуалізація результатів підтвердила відповідність прогнозованих значень реальним.

Розроблена модель нейронної мережі LSTM показала високу ефективність у прогнозуванні енергоспоживання у виробничих процесах. Використання передових методів машинного навчання, таких як LSTM та Dropout, дозволило створити модель, яка здатна враховувати складні залежності у даних та надавати точні прогнози. Це дослідження є основою для подальших покращень та впровадження систем оптимізації енергоспоживання у реальних виробничих умовах.

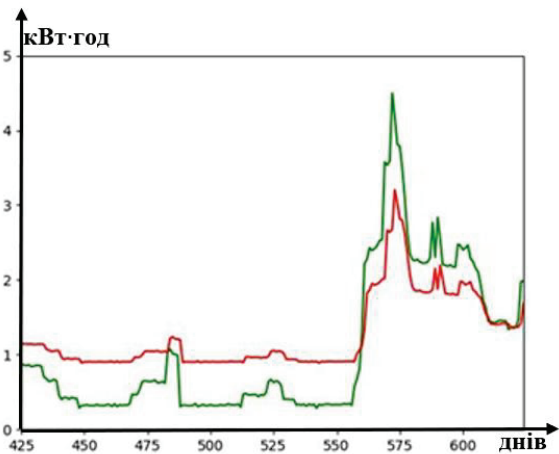


Рис. 10. Графіки реального (зелений) та прогнозованого (червоний) електроспоживання першої моделі

```
model = Sequential()
model.add(LSTM(units=50, input_shape=(1, loop_back), return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.2)) # 0.2 - 0.5
model.add(LSTM(units=50))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

Рис. 11. Фрагмент коду побудови моделі на Python

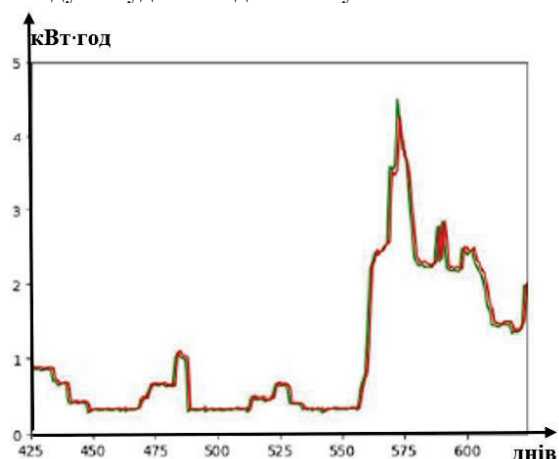


Рис. 12. Графіки реального (зелений) та прогнозованого (червоний) електроспоживання покращеної моделі

Висновки

Енергоефективність не лише зменшує витрати на енергоресурси, але й сприяє економічному зростанню та вирішенню екологічних проблем. Розглянуто енергоефективність як комп-

лексний процес, що охоплює як технологічні аспекти, так і економічні та соціальні. Енергоефективність є процесом, що потребує постійного вдосконалення.

Розглянуто весь процес побудови моделі від збору та підготовки даних до оцінки результатів. Прогнози, засновані на методі LSTM, дозволять заздалегідь приймати рішення та запускати зменшення навантаження у випадках, коли споживання перевищує дозволений поріг. Це істотно вплине на планування якості електроенергії та технічне обслуговування енергетичного обладнання.

Прогнозування енергоспоживання є актуальною проблемою і застосування нейронних мереж для її вирішення є перспективним напрямком досліджень.

Список літератури

1. *Interactive visual study for residential energy consumption data* // *Journal of Cleaner Production* / Al-Kababji A., et al. 2022. V. 366.

URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652622024350> (дата звернення: 14.01.2025).

2. *Звіт про прямі збитки інфраструктури від руйнувань внаслідок військової агресії Росії проти України станом на початок 2024 року.* URL: https://kse.ua/wp-content/uploads/2024/04/01.01.24_Damages_Report.pdf (дата звернення: 14.01.2025).

3. *Як українська металургія пройшла випробовування на міцність у 2023 році.* URL: <https://gmk.center.ua/posts/yak-ukrainska-metalurgiya-projshla-viprobovuvannya-na-micnist-u-2023> (дата звернення: 14.01.2025).

4. *Рівнеазот на місяць зупиняє виробництво добрив.* URL: <https://kurkul.com/news/35528-rivneazot-na-misyats-zupinyaye-virobnitstvo-dobriv> (дата звернення: 14.01.2025).

5. *Проблеми та пріоритетні напрями забезпечення стійкості роботи енергосистеми України. Аналітична записка.* URL: <https://niss.gov.ua/doslidzhennya/nacionalna-bezpeka/problemi-ta-prioritetni-napryami-zabezpechennya-stiykosti-roboti> (дата звернення: 14.01.2025).

6. *Енергоефективність в умовах військового стану: життєва необхідність та стратегія розвитку.* URL: <https://ukraine-oss.com/energoefektyvnist-v-umovah-vijskovogo-stanu-zhyttyeva-neobhidnist-ta-strategiya-rozvytku/> (дата звернення: 14.01.2025).

7. *Про енергозбереження: Закон України від 01.07.94 р.. Відомості Верховної Ради України. 1994. № 30. Ст. 283.* URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/74/94-%D0%B2%D1%80#Text> (дата звернення: 14.01.2025).

8. *Про енергетичну ефективність: Закон України від 21.10.2021 № 1818-IX. Відомості Верховної Ради України. 2022. № 2. Ст. 8.* URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1818-20#Text> (дата звернення: 14.01.2025).

9. *Потенціал енергоефективності України: перспективи співпраці з ЄС для студентів спеціальності 076 «Підприємництво, торгівля та біржова діяльність», 101 «Екологія», 192 «Будівництво та цивільна інженерія» другого рівня вищої освіти: навчальний посібник.* Полтава: Національного університету «Полтавська політехніка імені Ю. Кондратюка», 2021. 109 с.

10. *Міняйленко І. В., Позняк Ю. І. Енергоефективність виробництва та її роль у створенні конкурентноспроможної економіки регіонів України // Електронний журнал. Ефективна економіка. 2014. № 11.* URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=3579> (дата звернення: 14.01.2025).

11. *Касьянова Н. В. Впровадження стратегії енергозбереження на промислових підприємствах // Електронний журнал. Ефективна економіка. 2017. № 2.* URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=5916> (дата звернення: 14.01.2025).

12. *Концепція впровадження “розумних мереж” в Україні до 2035 року.* URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/908-2022-%D1%80#Text> (дата звернення: 14.01.2025).

13. Мокін В. Б., Лосенко А. В., Дратованій М. В. Інтелектуальна технологія аналізу та передбачення цін на вживані автомобілі. Вісник ВПІ. 2019. № 6. С. 62–72. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2019-147-6-62-72>.
14. LibreTexts. Біостатистика: підручник з відкритого навчання. URL: <https://ukrayinska.libretexts.org/> (дата звернення: 14.01.2025).
15. What's the Best Language for Machine Learning? URL: <https://careerfoundry.com/en/blog/data-analytics/best-machine-learning-languages/> (дата звернення: 14.01.2025).
16. The Best Programming Languages for Machine Learning. URL: <https://tripleten.com/blog/posts/the-best-programming-languages-for-machine-learning> (дата звернення: 14.01.2025).
17. Household Electric Power Consumption. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/uciml/electric-power-consumption-data-set> (дата звернення: 14.01.2025).
18. Wang J.Q., Du Y., Wang J. LSTM based long-term energy consumption prediction with periodicity. *Energy*. 2020. № 197. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544220303042?via%3Dihub> (дата звернення: 14.01.2025).
19. Wang L., Wang Z., Qu H., Liu S. Optimal forecast combination based on neural networks for time series forecasting. *Applied Soft Computing*. 2018. № 66. P. 1–17. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S156849461830053X?via%3Dihub> (дата звернення: 14.01.2025).
20. Yang B., Yin K., Lacasse S., Liu Z. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement. *Landslides*. 2019. № 16. P. 677–694. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10346-018-01127-x> (дата звернення: 14.01.2025).
21. Understanding LSTM and its diagrams. URL: <https://blog.mlreview.com/understanding-lstm-and-its-diagrams-37e2f46f1714> (дата звернення: 14.01.2025).

Y. Olimpiyeva

NEURAL NETWORK MODEL OF ENERGY EFFICIENCY OF THE PRODUCTION PROCESS OF THE ENTERPRISE UNDER THE CONDITIONS OF STABILIZATION OF ELECTRICITY OUTAGES IN UKRAINE

The issue of energy efficiency and functional stability of production processes is one of the key challenges for modern industry. Massive shelling of energy infrastructure facilities in Ukraine at the end of 2022 - early 2023 and starting from March 2024 had a significant negative impact on the functioning of industrial enterprises. Power outages have become frequent and prolonged, resulting in significant production shutdowns, reduced productivity, and financial losses in all sectors of the economy. The article analyzes the consequences of stabilization power outages on the ferrous metallurgy and chemical industry, as well as developed recommendations for increasing the stability of the functioning of production processes in conditions of unstable power supply. A strategy of measures related to ensuring the stability of the enterprise's energy system as one of the key components of ensuring the functional stability of production processes has been developed. The need to increase the profitability of production makes the search for new tools and methods for optimizing energy consumption increasingly urgent. Neural networks, due to their capabilities for learning and prediction, are a powerful tool for analyzing energy consumption and improving the functional sustainability of production processes. The article analyzes modern approaches to the use of neural networks for energy saving at industrial enterprises, which allows to increase the efficiency and reliability of the functioning of production processes. The article examines the process of building the LSTM neural network and how to improve it for the forecast of energy consumption in production processes and further analysis of the efficiency of the use of energy carriers.

Keywords: energy infrastructure, neural networks, information technology, industrial enterprise, production process, LSTM, energy efficiency, model, algorithm.