

Сіданченко В.В.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ ДАНИХ ПРО ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ

Забезпечення виробництва чавуну з заданим хімічним складом має вирішальне значення для якості металургійної продукції та ключових економічних показників металургійного виробництва. Для досягнення цієї мети критично важливо розробити та впровадити ефективні методи прогнозування, які відіграють ключову роль у керуванні процесом виплавки чавуну заданої якості. Складні технологічні процеси, такі як доменна плавка, залежать від багатьох факторів різної природи, що впливають як на загальний перебіг процесу, так і на його окремі характеристики.

У процесі дослідження особлива увага приділялась ключовим аспектам обробки даних про хімічний склад чавуну та методам описової статистики. Головна мета описової статистики полягає у представленні інформації про досліджувані дані у зрозумілій та компактній формі. Однак перед тим, як перейти до опису доступних даних, необхідно проаналізувати їх тип та розподіл, оскільки це впливає на вибір методів обробки та опису даних. Також це важливо для вибору відповідного статистичного методу для перевірки гіпотез.

Наукова новизна даного дослідження полягає в тому, що дослідники ще не досягли консенсусу щодо закону розподілу даних про хімічний склад чавуну на випуску, через що виникають сумніви в обґрунтованості існуючих методів прогнозу даних про хімічний склад чавуну на випуску. Крім того, наразі існує не так багато наукових публікацій, які детально розглядали б цю тему. У зв'язку з цим виникає потреба в проведенні дослідження стохастичних властивостей реальних даних про хімічний склад чавуну на випуску, а разом з тим, вибір алгоритмів прогнозування даних часових рядів про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі, адекватних до властивостей процесу. Такі дослідження сприятимуть зростанню якості та ефективності виробництва чавуну, що є важливим аспектом для підвищення конкурентоспроможності підприємства на ринку.

Ключові слова: *типи даних, закон розподілу, описова статистика, нестационарні процеси, цифрові фільтри, нейронні мережі.*

Постановка проблеми. У сучасній металургії, розвиток технологій виробництва чавуну створює потребу в підвищенні якості продукції та оптимізації виробничих процесів. Контроль і забезпечення потрібного хімічного складу чавуну на випуску доменної печі є ключовим аспектом цього процесу. Проте, це завдання ускладнене через специфічні особливості процесу, велику кількість залежних факторів, інерційність та перешкоди. Дослідження характеристик часових рядів, що відображають результати хімічного аналізу чавуну, необхідні для розробки методів прогнозування хімічного складу чавуну з урахуванням умов сучасного виробництва.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. До теперішнього часу вважалося [1], що часові ряди, які відображають хімічний склад чавуну на випуску, мають гауссівські властивості. На цій основі розроблялися методи оцінки та прогнозування цих даних.

Постановка завдання. Метою цієї роботи є обґрунтування методу прогнозу часових рядів

які представляють данні про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі, з урахуванням стохастичних та динамічних властивостей часових рядів.

Виклад основного матеріалу. До характерних особливостей доменного виробництва належать: 1) випадковий характер змін у часі фізичних та хімічних властивостей шихтових матеріалів; 2) велика кількість чинників (зокрема неконтрольованих), які впливають на кінцевий результат доменної плавки.

Виникає необхідність проведення досліджень властивостей часових рядів, якими представлені результати хімічного аналізу чавуну на випуску.

Щоб дослідити сигнал, нами було взято базу реальних показників хімічного аналізу чавуну на випуску доменної печі № 3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча.

Як правило, часовими рядами є випадкові зміни величин, що дозволяють послідовно уявити еволюцію складних систем на основі отриманих даних [2]. Такий аналіз зводиться до обчислення

кореляційних функцій векторів станів часових послідовностей величин, що характеризують систему. Найбільш поширені методи використовують кореляційний та спектральний аналізи, згладжування та фільтрацію даних, моделі авторегресії та прогнозування [3; 4].

На першому етапі дослідження було проведено тест Колмогорова – Смирнова для досліджуваних часових рядів даних про вміст кремнію в чавуні на випуску доменної печі [5]. Отримані рівні значущості склали $p = 0,00012$ і $p = 0,00004$ для часових рядів 1 і 2, дозволяють відкинути гіпотезу про відповідність даних, закону нормального розподілу, оскільки критичне значення рівня значущості становить 0,05.

До аналогічного висновку можна дійти на підставі результату візуального аналізу гістограми (рис. 1), де помітні суттєві відхилення від нормального розподілу.

Більш чітку картину дає квантильна діаграма, на якій чітко видно істотне відхилення від лінії нормального розподілу (червона пунктирна лінія), (рис. 2) [6].

З огляду на, отримані результати дослідження, можна дійти висновку, що дані хімічного аналізу чавуну на виході доменної печі, не підпорядковуються нормальному закону розподілу, отже, традиційні підходи до оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на виході є не обґрунтованими і відповідно не можуть дати надійних результатів [7].

Виникає необхідність проведення дослідження властивостей часових рядів якими представлені результати хімічного аналізу на випуску ДП із застосування методів фрактального аналізу [8].

Однією з основних властивостей фрактального (самоподібного) процесу є повільне зменшення автокореляційної функції (АКФ) [9].

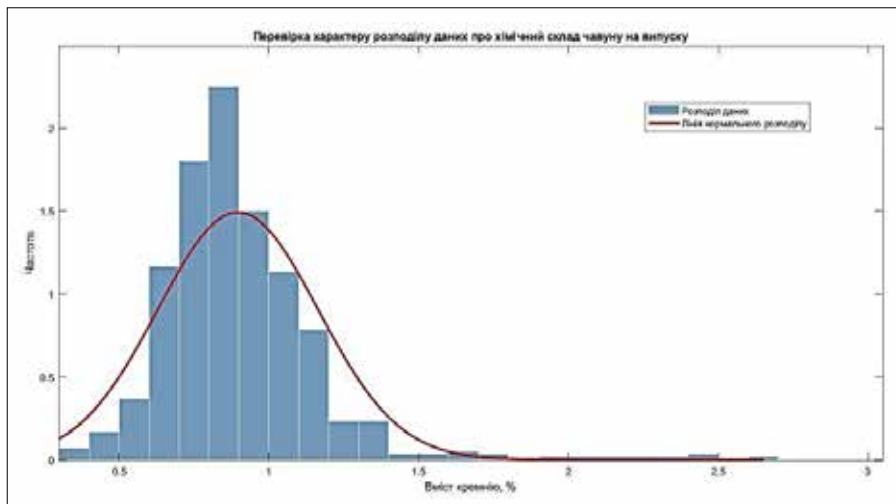


Рис. 1. Гістограма розподілу даних

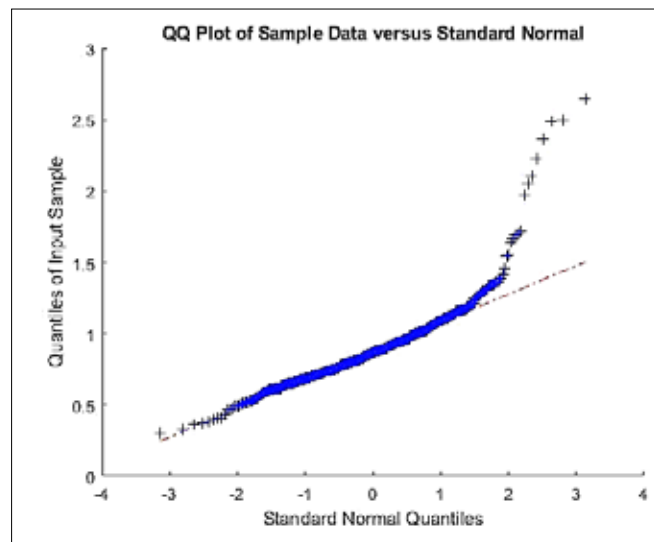


Рис. 2. Квантильна діаграма досліджуваного часового ряду

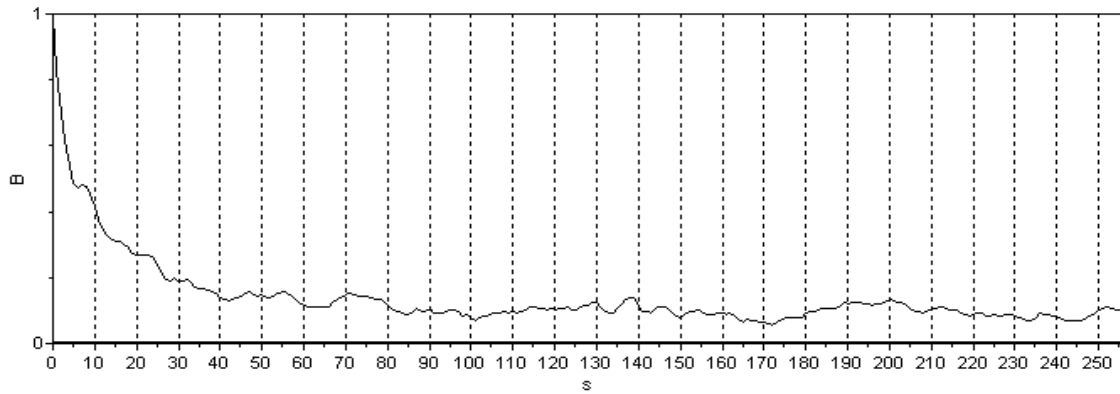


Рис. 3. АКФ досліджуваного часового ряду

З рисунка 3 видно, що АКФ має повільно спадаючий характер, а в «хвості» відсутня тенденція прагнення до нуля. Така поведінка АКФ є характерною для самоподібних процесів [10].

Основна кількісна характеристика фракталів – топологічна розмірність D , запроваджена Хаусдорфом. Для більшості природних часових рядів аналітичне знаходження топологічної фрактальної розмірності неможливе, тому D визначають чисельно: або у вигляді кореляційної оцінки, або через величини, пов'язані з нею простими співвідношеннями (наприклад, через показник Херста H). Для калібрування часових вимірів Херст ввів безрозмірне відношення. Цей спосіб аналізу стали називати методом нормованого розмаху або R/S – аналізом [11].

Розрахункові значення показника Херста для досліджуваного часового ряду склали $H = 0,6189 \pm 0,1261$, що також підтверджує самоподібний характер процесів.

Таким чином встановлено, що досліджувані часові ряди носять фрактальний характер і мають властивість самоподібності. Отже, подальше дослідження необхідно проводити з використанням фрактальних методів і методів стохастичної динаміки, які адекватні характеру досліджуваних процесів.

Для виявлення закономірностей, пов'язаних з динамікою системи, необхідний детальний аналіз геометричного образу динамічного режиму – атрактора, що є так званим притягуючим безліччю траєкторій системи в D – мірному фазовому (або псевдофазовому) просторі. Кожному типу динамічної поведінки відповідає власний атрактор і, звісно, його геометричний образ – фазовий портрет [12]. Наприклад, динаміки звичайної хімічної реакції відповідає атрактор типу стійкої точки. Регулярним коливанням відповідає стійкий граничний цикл. Цим класичним атракторам відповідають класичні геометричні області: точка,

замкнута крива (коло, еліпс тощо) або поверхня у формі тора. На противагу цьому, неупорядковані траєкторії фазового портрета вказують на наявність хаотичного атрактора. До цього класу атракторів відноситься і так званий дивний атрактор, геометричним образом якого у фазовому просторі є фрактальний об'єкт.

Вигляд дивного атрактора для досліджуваного часового ряду у нормованих координатних осях наведено на рисунку 4. Тут чітко видно область тяжіння, що є щільним «ядром». У той самий час для випадкової послідовності, як зазначалося вище, точки відновленого псевдоатрактора утворюють безструктурну хмару в лаговому просторі [10].

На основі досліджуваного часового ряду можна побудувати кореляційну ентропію K , яка показує ступінь розбігання близьких фазових траєкторій та дозволяє оцінити кількість інформації, необхідної для прогнозу поведінки процесу в майбутньому.

Кореляційна ентропія не зростає, що свідчить про наявність хаотичної складової. Величина K достатня мала ($K = 0,636$), що визначає хорошу трендостійкість і передбачуваність процесу на 4–6 кроків уперед.

Одна з основних і найінформативніших характеристик хаотичних процесів кореляційна розмірність відновленого атрактора D показує ступінь складності системи, що породжує процес [13; 14]. Відомо, що кореляційна розмірність більше п'яти передбачає істотний вплив випадкових складових. Отримані характеристики досліджуваного процесу наведені в таблиці 1, дозволяють стверджувати, що часові послідовності, які вивчаються, характеризуються наявністю внутрішнього порядку, який визначається як фрактальний, а часова еволюція досліджуваної системи являє собою стійкий стан званий – дивним атрактором.

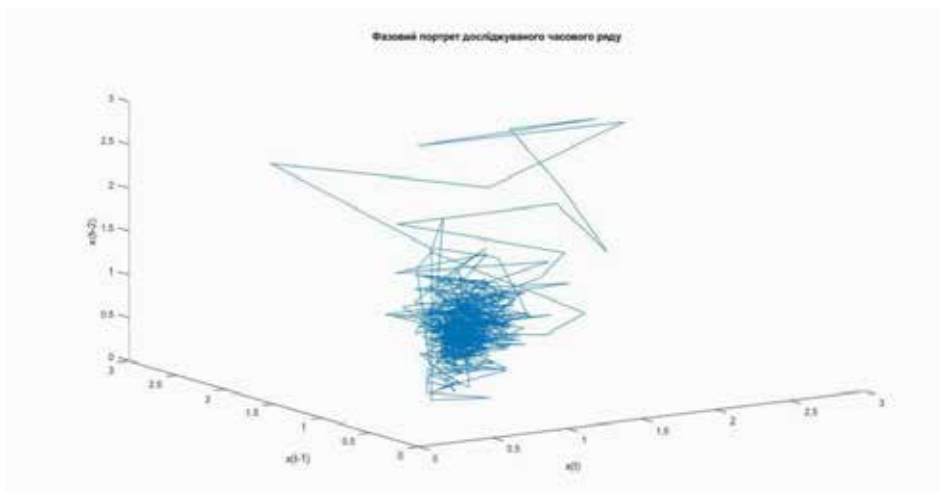


Рис. 4. Фазовий портрет дивного атрактора

Таблиця 1
Дані про динаміку хімічного аналізу чавуну на випуску

Показник Херста, H	$0,6189 \pm 0,1261$
Фрактальна розмірність, d	$1,3811 \pm 0,1261$
Кореляційна ентропія, K	0,636
Кореляційна розмірність, D	9,876

З огляду на отримані результати аналізу часових рядів, можна стверджувати, що традиційні методи прогнозування, засновані на гауссівському характері досліджуваних часових рядів, не забезпечують необхідної точності та достовірності, оскільки не адекватні характеру досліджуваних процесів. Тому для прогнозування цих часових рядів варто використовувати методи, що найбільш адекватні характеру процесу [15].

Особливе місце у задачі оцінки та прогнозування хімічного складу чавуну займають цифрові фільтри. Оскільки моделі часових рядів використовуються успішно протягом багатьох років, важливо вивчити ефективність цифрових фільтрів у цьому контексті та їх потенційний внесок у побудову прогнозів.

На рисунку 5 показано прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні КІХ – фільтром (фільтр з кінцевою імпульсною характеристикою, або finite impulse response, FIR) в системі MatLab. Була використана вбудована функція (пряма реалізація фільтра, Direct Form FIR). Фільтри КІХ мають лінійну фазову характеристику і мають властивість кінцевої імпульсної характеристики, що робить їх більш стійкими до прогнозування майбутніх значень часового ряду. Вони зазвичай простіші в налаштуванні і мають меншу обчислювальну складність.

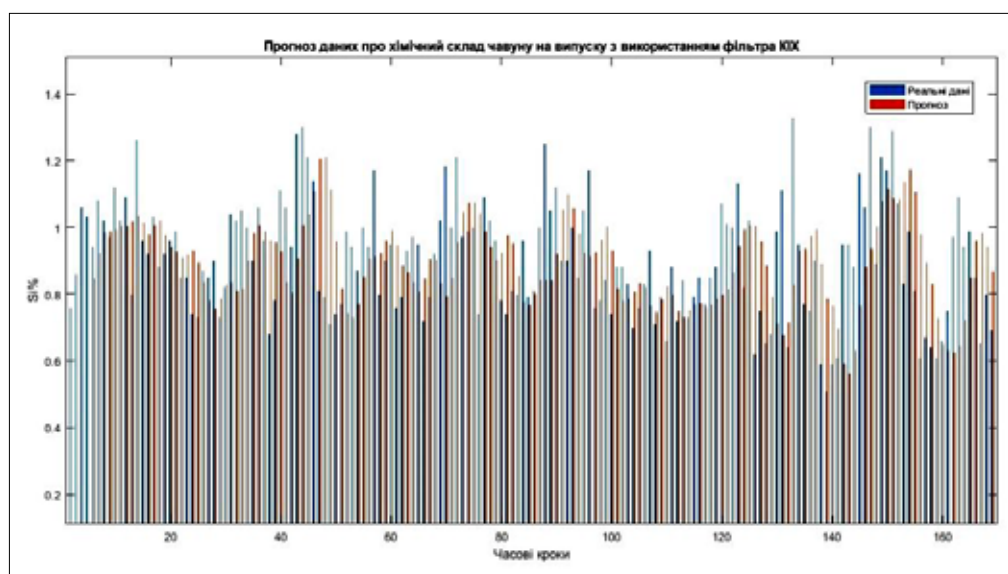


Рис. 5. Прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні з використанням КІХ фільтра

Результати роботи КІХ фільтра проілюстровані на рисунку 5, та представленні у таблиці 2. Усереднена відносна помилка прогнозу відсоткового вмісту кремнію (Si) у чавуні КІХ фільтром склала: 7,2 %.

Таблиця 2
Реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні, та прогнозні значення отримані за допомогою КІХ фільтра

Реальні значення Si, %	Прогнозні
0,92	0,85
0,76	0,71
0,86	0,80
1,06	0,99
1,03	0,96
0,94	0,87
1,08	1,01
1,02	0,95
0,97	0,90
1,12	0,92

Беручи до уваги отримані результати прогнозу з використанням КІХ фільтра та значення усередненої відносної помилки прогнозу, можна зрозуміти що КІХ фільтр не є найкращим інструментом для прогнозування суттєво нелінійних часових рядів, оскільки ці фільтри мають лінійну природу, та можуть добре обробляти лінійні системи та часові ряди з лінійною залежністю між значеннями. Однак для прогнозування суттєво нелінійних часових рядів, таких як ті, які можуть мати хаотичну або фрактальну структуру, КІХ фільтри можуть виявитися неефективними.

Причина полягає в тому, що нелінійні ряди можуть містити складні, нелінійні закономірності та залежності, які не можуть бути адекватно описані лінійними моделями.

Для більш ефективного прогнозування нелінійних часових рядів часто застосовуються методи на основі нейронних та нейронечітких мереж, які краще здатні враховувати складні нелінійні закономірності даних.

Принцип роботи подібних алгоритмів ґрунтується на використанні спеціальних моделей машинного навчання. На початку роботи алгоритму вхідні дані аналізуються і піддаються попередній обробці, включаючи видалення викидів, масштабування і т. д. Дані поділяються на навчальний та тестовий набори. Для прогнозування часового ряду створюється структура нейронної мережі. Це може бути, проста нейронна мережа прямого поширення (feed forward neural network) або рекурентна нейронна мережа (recurrent neural network), яка може враховувати залежність у часі.

Нейронна мережа навчається на наборі даних з використанням методів оптимізації, таких як стохастичний градієнтний спуск. У процесі навчання модель підлаштовує свої ваги та параметри таким чином, щоб мінімізувати помилку між прогнозованими та реальними значеннями часового ряду. Після закінчення навчання нейронна мережа використовується для прогнозування значень часового ряду на тестовому наборі даних. Модель робить прогнози з урахуванням вхідних даних, і порівнює їх із реальними значеннями.

Після прогнозування значень часового ряду відбувається оцінка продуктивності моделі, наприклад шляхом обчислення різних метрик продуктивності.

Нами було встановлено 10 прихованих нейронів. Цей параметр визначає кількість нейронів у прихованому шарі нейронної мережі.

Використовувався метод оптимізації, вбудований у функцію “train” для навчання нейронної мережі. Цей метод оптимізації зазвичай ґрунтується на стохастичному градієнтному спуску або його модифікаціях.

На рисунках 6–9 та в таблиці 3 представлені результати прогнозування з використанням нейронної мережі.

Графік регресії навчання нейронної мережі (рис. 6) (Neural Network Training Regression), дозволяє візуально порівняти реальні значення та прогнозні значення, отримані в процесі навчання нейронної мережі.

Кожна точка на графіку представляє пару реального та прогнозного значення. Якщо модель правильно передбачає значення, точки будуть лежати близько до лінії $y = x$ (діагональної лінії). Розкид точок навколо лінії $y = x$ дозволяє оцінити різні аспекти продуктивності моделі, такі як точність передбачень та ступінь дисперсії помилок. Варто звертати увагу на значні відхилення або викиди, які можуть свідчити про те, що модель погано навчена або що в даних є аномалії.

Графік найкращої валідаційної продуктивності нейронної мережі (рис. 7) відображає, як продуктивність нейронної мережі змінюється в процесі навчання на тренувальних даних та перевірки на валідаційних даних.

Якщо лінії максимально наблизилися одна до одної, при цьому їх значення залишаються низькими, це вказує на те, що модель добре навчена.

Графік гистограми помилок навчання нейронної мережі (рис. 8) (Neural Network Training Error Histogram) є розподілом помилок моделі на тренувальних даних.

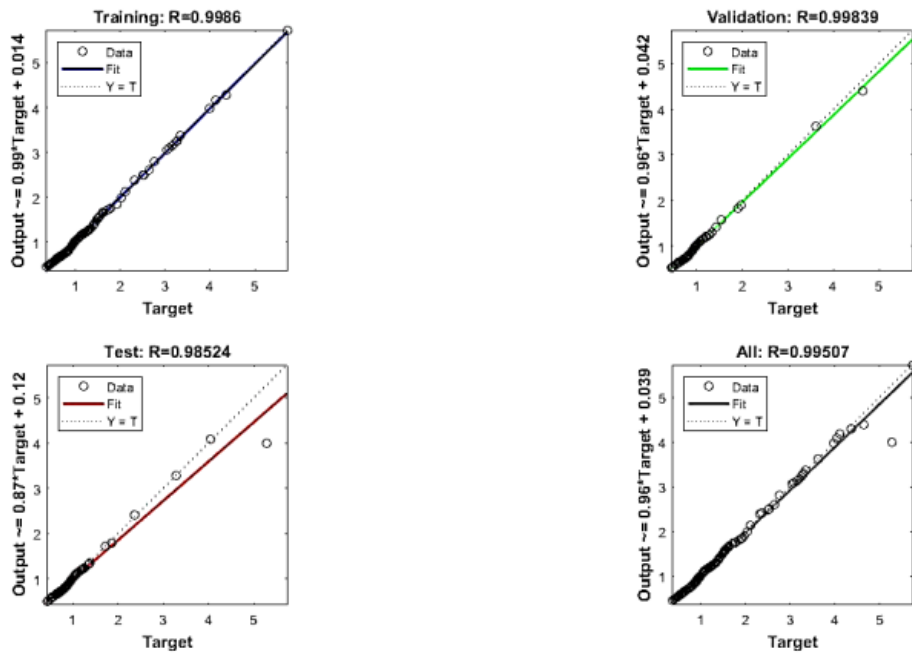


Рис. 6. Графік регресії навчання нейронної мережі

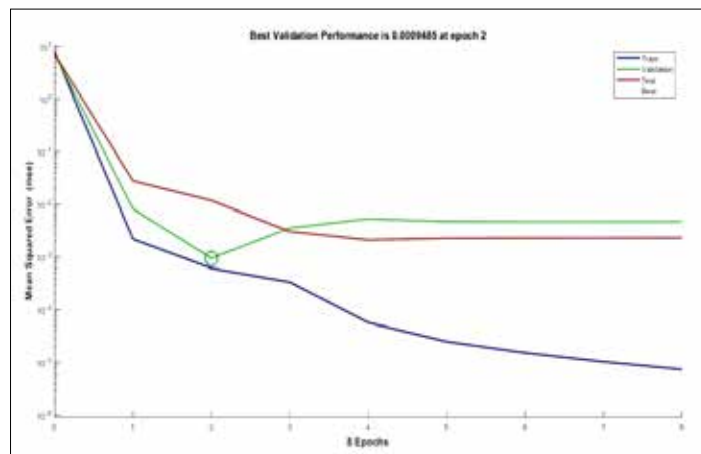


Рис. 7. Графік найкращої валідаційної продуктивності нейронної мережі

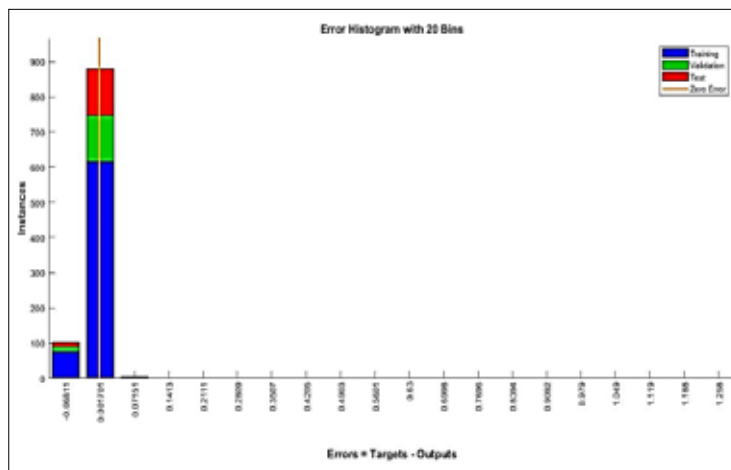


Рис. 8. Гістограми помилок навчання нейронної мережі

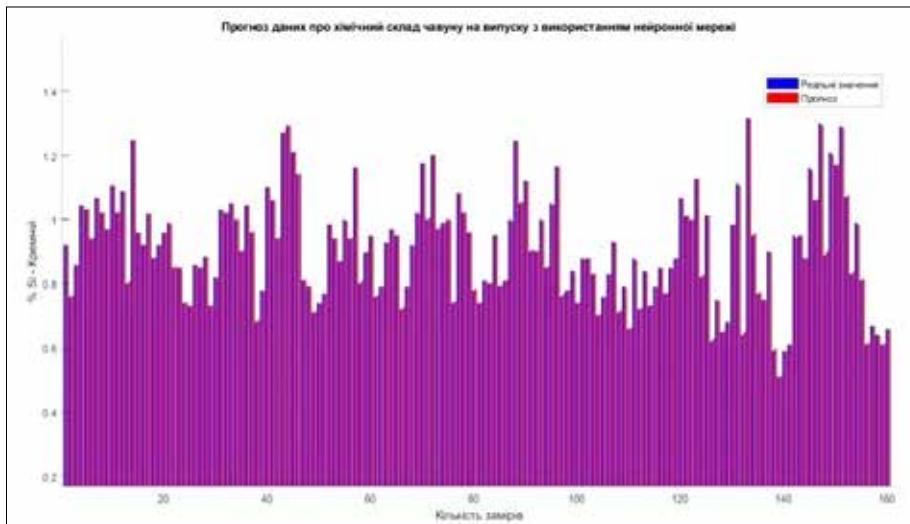


Рис. 9. Прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні з використанням нейромережевого алгоритму

Гістограма дозволяє візуально оцінити розподіл помилок моделі на тренувальних даних. Якщо розподіл зосереджено навколо нульової помилки або близько до неї, це вказує на те, що модель добре справляється з тренувальними даними.

На рисунку 9 представлена гістограма що ілюструє прогноз відсоткового вмісту кремнію (Si) у чавуні, реалізований за допомогою нейромережевого алгоритму. Порівняння реальних і прогнозних значень представлені у таблиці 3. Усереднена відносна помилка прогнозу склала: 0,007 %.

Таблиця 3
Реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні, та прогнозні значення отримані за допомогою нейромережевого алгоритму

Реальні значення Si, %	Прогнозні
0,92	0,919936
0,76	0,769872
0,86	0,859792
1,06	1,059608
1,03	1,029791
0,94	0,939832
1,08	1,079824
1,02	1,019864
0,97	0,969888
1,12	1,119848

Як видно з отриманих результатів прогнозу, нейромережні алгоритми є потужним інструментом для прогнозування нелінійних часових рядів. По-перше, нейронні мережі гнучкі і можуть виявляти складні та нелінійні закономірності в даних, що дозволяє їм ефективно моделювати різноманітні часові ряди зі змінною структурою та динамікою. Також варто відзначити, що нейронні

мережі можуть працювати з великими обсягами даних та забезпечувати високу точність прогнозування за наявності достатньої кількості навчальних даних.

Однак, у нейромережевих алгоритмів також є свої недоліки. По-перше, нейронні мережі схильні до перенавчання. Це може призвести до того, що модель занадто точно буде підлаштовуватися під навчальні дані і втрачати здатність до узагальнення на нові дані. Крім того, досить складний алгоритм прогнозу, що вимагає великих часових витрат, не дозволяє застосовувати даний підхід у режимі реального часу.

З урахуванням переваг та недоліків попередніх методів оцінки та прогнозу часових рядів, що представляють дані про хімічний аналіз, було запропоновано алгоритм, який ґрунтується на модифікації процедури калманівської фільтрації.

Відомо, що рівняння фільтра Калмана можна записати у вигляді:

$$\begin{aligned} \hat{X}_n &= F_n \hat{X}_{n-1} + K_n [S_n - H_n F_n X_{n-1}] \\ K_n &= A_n H_n^T [H_n A_n H_n^T + R]^{-1} \\ A_n &= F_n P_{n-1} F_n^T \\ P_n &= A_n - K_n H_n A_n. \end{aligned} \tag{1}$$

де \hat{X}_n – оціночний вектор стану; F_n – матриця переходу зі стану $n - 1$ в n ; K_n – коефіцієнт підсилення фільтра Калман (ФК); S_n – вимірне значення сигналу; P_n – матриця коваріації станів; H_n – матриця умов вимірювання. Індекс «Т» означає транспонування матриці.

Рівняння (1) можна застосовувати для отримання оцінки, якщо матриця переходу F_n відома.

На практиці, як правило, аналітичний вираз для сигналу, що оцінюється, невідомий, тому нами запропонована наступна модифікація ФК.

Відомо, що сигнал довільної форми можна подати у вигляді розкладання в ряд, наприклад, ряд Тейлора. Обмежившись членами не вище m порядку, для кожного елемента матриці F можна записати:

$$F_{ij} = \begin{cases} \frac{j!}{i!(j-i)!} - (j-i), & 0 \leq i \leq m, i \leq j \leq m, \\ 0, & j < i. \end{cases} \quad (2)$$

Розбіжність фільтра Калмана, пов'язана, переважно, з кінцевим значенням m , контролювалася підрахунком статистики:

$$B_M = \sum_{l=1}^M b_l, \quad B_0 = 0, \quad l = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

$$b_l = \text{sgn}(S_l - \hat{X}_l) = \begin{cases} +1, & S_l - \hat{X}_l \geq 0 \\ -1, & S_l - X_l < 0 \end{cases} \quad (4)$$

У разі виконання умови $B_m = h$, де h – порогове значення суми (3), приймається рішення про розлад і процес триває з моменту $n - h$ с початковими параметрами для (1).

Для реалізації процедури прогнозу достатньо в (1) ввести $H_n = [000]$, а індекс n представити як $n = n + k$, де k – кількість заздалегідь заданих кроків.

Результати роботи алгоритму представлені на рисунку 10, де стовпчаста діаграма відображає реальні значення вмісту кремнію у чавуні (синій колір) і прогнозу (червоний колір).

З рисунка 11, який ілюструє розподіл помилки прогнозу модифікованого алгоритму фільтра Калмана, можна помітити що висота стовпців гістограм зменшується експоненційно (тобто має місце експоненційно спадаючий тренд). Це вказує на те, що існує більш висока концентрація вимірювань із меншими відносними помилками та значно менша кількість вимірювань із більшими відносними помилками [16].

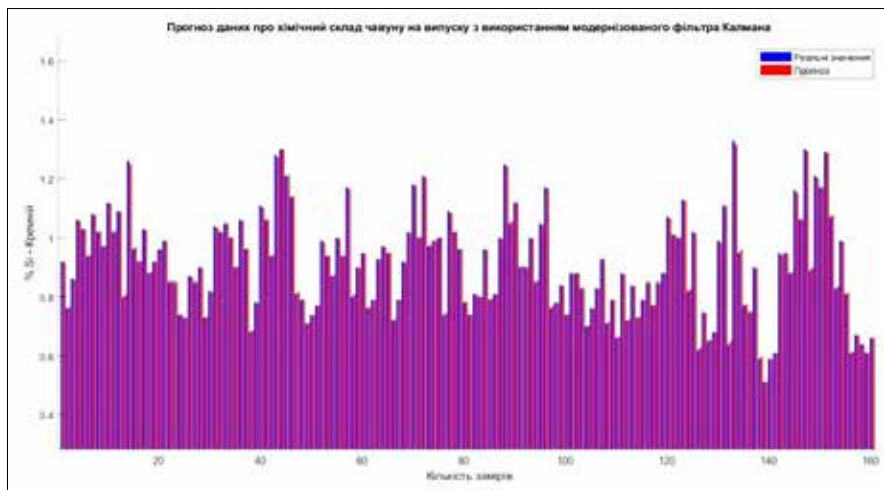


Рис. 10. Прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні з використанням модифікованого алгоритму фільтра Калмана

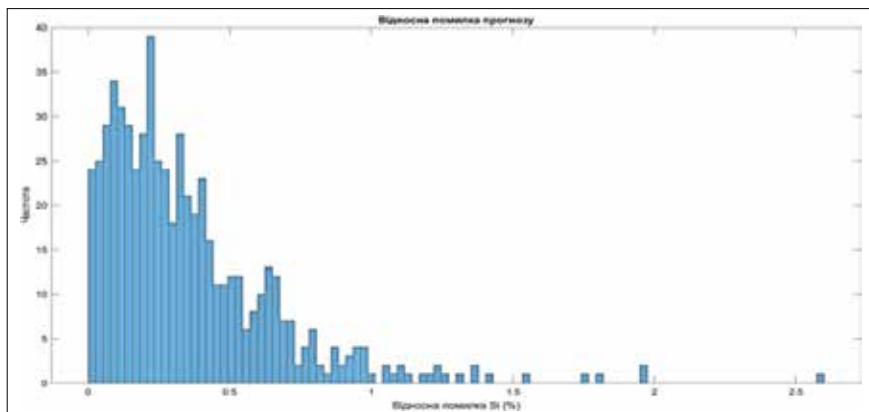


Рис. 11. Гістограма розподілу помилки прогнозу відсоткового вмісту кремнію у чавуні, з використанням модифікованого алгоритму фільтра Калмана

У таблиці 4 представлені реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні, та прогнозні значення отримані за допомогою модифікованого алгоритму Калманівської фільтрації, усереднена відносна помилка якого склала: 0,17 %.

Таблиця 4
Реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні, та прогнозні значення отримані за допомогою модифікованого алгоритму фільтра Калмана

Реальні значення Si, %	Прогнозні
0,92	0,921524
0,76	0,761032
0,86	0,861442
1,06	1,061912
1,03	1,031751
0,94	0,941598
1,08	1,081136
1,02	1,020334
0,97	0,971349
1,12	1,121504

Висновки. У роботі були проведені дослідження властивостей часових рядів, якими представлені результати хімічного аналізу чавуну на

випуску. У процесі дослідження було висунуто та підтверджено гіпотезу про фракталіні (самоподібні) властивості досліджуваних часових рядів, відповідно до цього був зроблений висновок, що традиційні методи прогнозування неадекватні характеру досліджуваних процесів.

Як рішення поставлених завдань, автором запропоновано модифікований алгоритм фільтра Калмана, працюючий у реальному масштабі часу. Цей метод є розширенням класичного фільтра Калмана та являє собою субоптимальний процес фільтрації та прогнозу. У контексті металургійної промисловості модифікований фільтр Калмана може застосовуватися для прогнозування та корекції хімічного складу чавуну на основі раніше отриманих даних про хімічний склад на випуску доменної печі. Переваги модифікованого фільтра Калмана у цій задачі включають його здатність врахувати шум та невизначеність у даних, а також забезпечити точні та стабільні прогнози навіть за наявності систематичних помилок. Це особливо важливо в металургійній промисловості, де точність контролю хімічного складу чавуну має вирішальне значення для якості та економічної ефективності виробництва.

Список літератури:

1. Миронова Т. М. Застосування кількісного аналізу для дослідження впливу модифікування на первинну структуру до евтектичних білих чавунів. *Системні технології*. 2014. № 5. С. 157–162.
2. Boffetta G., Sencini M., Falconi M., Vulpiani A. Predictability: a way to characterize complexity. *Physics reports*. 2002. № 356 (6). P. 367–374.
3. Єременко В. С., Куц Ю. В., Мокійчук В. М., Самойліченко О. В. Статистичний аналіз даних вимірювань. Київ, 2013. 320 с.
4. Kornienko V.I., Gerasina A.V., Gusev A.Yu. Methods and principles of control over the complex objects of mining and metallurgical production. *Energy Efficiency Improvement of Geotechnical Systems*, Taylor & Francis Group. London, 2013. P. 183–192.
5. Солошенко О. М. Вдосконалені методи розрахунку статистики Колмогорова – Смирнова, ваги категорії змінної та значення інформації у кредитному рейтингу. *System research and information technologies*. 2015. № 4. С. 104–113.
6. Малярець Л. М., Денисюк О.В. Аналіз соціально-економічних даних : методичні рекомендації до самостійної роботи для здобувачів спеціальності 051 «Економіка» третього (освітньо-наукового) рівня. Харків, 2021.
7. Сіданченко В. В. Перевірка характеру розподілу даних про хімічний склад чавуну на випуску. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*. 2023. № 3. С. 65–69.
8. Булах В. А. Інформаційна технологія класифікації впорядкованих масивів даних із фрактальними властивостями методами машинного навчання : дис. / Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут». Харків, 2021. С. 142.
9. Будкова Л. В., Корнієнко В.І. Моделювання самоподібного трафіка в інформаційних телекомунікаційних мережах. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2013. № 4. С. 46–52.
10. Гусєв О., Сіданченко В. Фрактальний аналіз реальних даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*. 2022. № 2. С. 24–31.
11. Feder J. Fractals. *Department of Physics University of Oslo*. 1988. P. 282.

12. Русин В. Б. Моделювання методів управління динамічним хаосом та їх практичне застосування : автореферат. дис. ... кандидата технічних наук : 01.05.02. Чернівці, 2017. С. 147.
13. Заїка В. І., Кишенько В. Д. Застосування апарату нелінійного аналізу динамічних систем для обробки історичних даних роботи станції дефекосатурації. *Харчова промисловість*. 2010. № 9. С. 159–163.
14. Смітюх Я. В., Кишенько В. Д. Відновлення та оцінка атрактора на основі часових рядів роботи брагоректифікаційної установки. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2006. № 3. С. 55–57.
15. Сіданченко В.В., Нікольська О.І. Методи нелінійної динаміки в задачі прогнозування хімічного складу чавуну на випуску. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*. 2023. №. 2. С. 76–83. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-2-9>
16. Mamuzic I., Gusev O. Yu., Sidanchenko V. V. Fractal analysis in the problem of predicting the chemical composition of cast iron. *17th International Symposium of Croatia Metallurgical Society – SHMD 2024, Materials and metallurgy: supplment of the Book of abstracts*. (Zagreb, 18.04.2024-19.04.2024). Zagreb, 2024. P. 313. URL: CroRIS – CROSBİ

Sidanchenko V.V. JUSTIFICATION OF THE METHOD FOR FORECASTING TIME SERIES DATA ON THE CHEMICAL COMPOSITION OF CAST IRON AT THE OUTLET OF A BLAST FURNACE

Ensuring the production of cast iron with a specified chemical composition is crucial for the quality of metallurgical products and key economic indicators of metallurgical production. To achieve this goal, it is critically important to develop and implement effective forecasting methods, which play a key role in managing the process of smelting cast iron of a specified quality. Complex technological processes, such as blast furnace smelting, depend on many factors of different natures that affect both the overall course of the process and its individual characteristics.

In the course of the research, special attention was paid to key aspects of processing data on the chemical composition of cast iron and descriptive statistical methods. The main goal of descriptive statistics is to present information about the investigated data in a understandable and compact form. However, before describing the available data, it is necessary to analyze their type and distribution, as this affects the choice of data processing and description methods. This is also important for choosing the appropriate statistical method to test hypotheses.

The scientific novelty of this study lies in the fact that researchers have not yet reached a consensus on the distribution law of data on the chemical composition of cast iron for production, which raises doubts about the validity of existing methods for forecasting data on the chemical composition of cast iron for production. In addition, there are currently not so many scientific publications that have thoroughly examined this topic. Therefore, there is a need to study the stochastic properties of real data on the chemical composition of iron for production, as well as the selection of forecasting algorithms for time series data on the chemical composition of cast iron for blast furnace production, adequate to the properties of the process. Such studies will contribute to the improvement of the quality and efficiency of cast iron production, which is an important aspect for increasing the competitiveness of the enterprise in the market.

Key words: *data types, distribution law, descriptive statistics, non-stationary processes, digital filters, neural networks.*