

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ДНІПРОВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

В.В. СІДАНЧЕНКО

**АВТОМАТИЗОВАНИЙ МЕТОД ОЦІНКИ
ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ
НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

Монографія

Дніпро
Журфонд
2026

*Рекомендовано до видання Вченою радою
Національного технічного університету «Дніпровська політехніка»
(протокол № 6 від 30 січня 2026 року)*

Рецензенти:

Купін А.І. – д.т.н., професор, завідувач кафедри комп’ютерних систем та мереж Криворізького національного університету;

Мірошник М.А. – д.т.н., професор ЗВО кафедри комп’ютерних систем та робототехніки ННІ комп’ютерних наук та ШІ Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна;

Бубліков А.В. – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри кіберфізичних та інформаційно-вимірювальних систем Національного ТУ «Дніпровська політехніка».

Сіданченко В.В.

С34 Автоматизований метод оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі: монографія / за заг. ред. В.В. Сіданченко; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро: Журфонд, 2026. – 116 с.

ISBN 978-617-8737-87-0

У монографії представлено вирішення завдання підвищення якості управління процесом виплавки чавуну за рахунок розробки нових методів оцінки та прогнозу, адекватних характеру процесів що протікають, які дозволяють підвищити точність і достовірність контролю та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі, шляхом впровадження модифікованого субоптимального методу адаптивної фільтрації-прогнозу калманівського типу, інваріантного до властивостей оброблюваного процесу. Аналіз часових рядів методами нелінійної динаміки та детермінованого хаосу дав можливість отримати принципово нову інформацію (аналіз літературних джерел не дозволив автору отримати інформацію про аналогічні дослідження у зв'язку з їх відсутністю) про властивості та характеристики досліджуваних часових рядів.

Монографія розрахована на фахівців, які працюють у галузі розробки автоматизованих систем управління, аспірантів та студентів старших курсів технічних університетів.

УДК 004.9:669.162-52

Видано в авторській редакції

ISBN 978-617-8737-87-0

© Сіданченко В.В., 2026

© НТУ «Дніпровська політехніка», 2026

© Журфонд, 2026

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	5
ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ КОНТРОЛЮ ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ	9
1.1 Технологія доменного виробництва	9
1.2 Огляд класичних методів та засобів отримання даних про хімічний склад чавуну на випуску	11
1.3 Математичні методи оцінки та прогнозу даних	16
1.3.1 Метод групового урахування аргументів (МГУА)	16
1.3.2 Нечіткий метод групового урахування аргументів	18
1.3.3 Комбінаторний алгоритм	19
1.3.4 Адаптивна модель прогнозування часового ряду, що генерується авторегресійною схемою	20
1.3.5 Модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої, ARIMA (метод Бокса - Дженкінса)	23
1.3.6 Нейромережеві моделі	25
1.4 Аналітичний огляд нелінійних динамічних систем	25
1.4.1 Класифікація динамічних систем	29
1.4.2 Лінійні та нелінійні моделі динамічних систем	30
1.5 Фрактальні властивості часових рядів	36
1.6 Приклади стохастичних моделей для аналізу часових рядів	39
1.7 Висновки за першим розділом	41
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ СТОХАСТИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ДАНИХ ПРО ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ	43
2.1 Дослідження стохастичних властивостей реальних даних про хімічний склад чавуну	43
2.2 Обґрунтування гіпотези про фрактальний характер досліджуваних часових рядів	49
2.2.1 Автокореляційна функція	49
2.2.2 Показник Херста	50
2.2.3 Дивний атрактор	53
2.3 Дослідження часових рядів даних за допомогою методів нелінійної динаміки та динамічного хаосу	56
2.3.1 Дослідження та аналіз кількісних характеристик часових рядів	57
2.3.2 Квазіциклічний аналіз фазового портрета динамічної системи	64
2.3.3 Фазовий біфуркаційний аналіз	66
2.4 Висновки за другим розділом	68
РОЗДІЛ 3 АВТОМАТИЗОВАНА ОЦІНКА ТА ПРОГНОЗ ДАНИХ ПРО ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ	70

3.1 Розробка моделі процесу та методу автоматизованої оцінки і прогнозу даних про хімічний склад чавуну	70
3.2 Розробка модифікованого алгоритму фільтрації і прогнозу	74
3.3 Порівняльний аналіз відомих методів оцінки та прогнозу	76
3.4 Висновок за третім розділом	83
РОЗДІЛ 4 ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ	85
4.1 Аналіз ефективності модифікованого методу оцінки та прогнозу на прикладі процедури контролю аномальної поведінки ходу доменної печі	85
4.2 Інтерпретація виявлених аномалій у хімічному складі чавуну з технологічної точки зору	93
4.3 Система автоматизованої оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску	94
4.4 Аналіз ефективності метода автоматизованої оцінки та прогнозу при обробці реальних даних про хімічний склад чавуну	96
4.5 Висновки за четвертим розділом	102
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	104
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	106

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АКФ - автокореляційна функція

АСУ ДПР - автоматизована система управління доменним процесом

ДП - доменна піч

ДПР - доменний процес

ЕОМ - електронно обчислювальна машина

ЕФР - емпірична функція розподілу

МГУА - метод групового урахування аргументів

ММК - Маріупольський металургійний комбінат

НМГУА - нечіткий метод групового урахування аргументів

РФА - рентгенівський флуоресцентний аналіз

ТФР - теоретична функція розподілу

ФК - фільтр Калмана

ВСТУП

У сучасній металургії виробництва чавуну інтенсивний розвиток технологій ставить перед галуззю завдання у сфері покращення якості продукції та оптимізації виробничих процесів. Однією з ключових складових цього процесу є контроль та забезпечення необхідного хімічного складу чавуну на етапі випуску з доменної печі. У цьому контексті автоматизований контроль та прогнозування хімічного складу чавуну стають важливими інструментами для підвищення ефективності та якості виробництва.

З точки зору контролю, прогнозу та управління доменний процес є складним об'єктом управління, який характеризується нестаціонарними параметрами, дуже великою кількістю взаємозалежних змінних, високим рівнем перешкод, суттєвою інерційністю та часом запізнення. Крім того, специфіка ведення технологічного процесу, а також конструктивні особливості доменної печі зумовлюють практичну неможливість проведення прямих вимірювань, що, у свою чергу, є серйозною перешкодою для отримання точної інформації про стан об'єкта, що істотно знижує можливості систем керування.

Розробці систем управління доменним процесом присвячені роботи багатьох вчених: В.І. Большакова, Г.Г. Грабовського, Б.І. Китаєва, Н.А. Спіріна, А.К. Тараканова, І.Г. Товаровського, В.П. Щокіна, М.Д. Климовицького, В.Г. Макієнка, В.В. Миленького, В.І. Набокі, М.П. Ревуна, В.І. Гранковського, В.С. Єгорова, Ю.В. Каганова, Ю.С. Семенова, Г.М. Глінкова, В.І. Гранковського та багатьох інших.

Найточніша відповідність хімічного складу чавуну заданим параметрам є фундаментальною умовою для досягнення необхідних якісних характеристик кінцевої продукції. Автоматизований контроль дозволяє оперативно реагувати на зміни у виробничих умовах та підтримувати стабільність хімічного складу. А це, своєю чергою, знижує кількість виробничого браку, покращує якість продукції, підвищує економічні показники виробництва.

Оцінка та прогноз хімічного складу чавуну на випуску передбачають реалізацію процесу обробки даних часових рядів, що мають певні стохастичну характеристику. До теперішнього часу вважалося [1]-[4], що зазначені часові ряди мають гауссівські властивості, і на цій основі будувалася вся подальша процедура обробки даних з метою їх оцінки та прогнозу.

У цій роботі була висунута гіпотеза про те, що часові ряди, даних про хімічний склад чавуну на випуску не мають гауссівських властивостей і, отже, інструментарій, що застосовується до них, оснований на гауссівському характері процесу, не може забезпечити максимальну точність і достовірність результатів.

З метою перевірки та обґрунтування гіпотези у роботі було проведено дослідження, ґрунтоване на методах нелінійної динаміки, детермінованого хаосу, фрактальних властивостях процесів.

У результаті проведених досліджень було виявлено та продемонстровано, що досліджувані часові ряди мають властивість самоподібності, характерну для фрактальних процесів, тому подальші дослідження проводилися методами нелінійної динаміки.

Самоподібний процес характеризується розподілом з так званими важкими хвостами, що означає відсутність прагнення автокореляційної функції до нуля. Як відомо, у такому разі можливий довгостроковий прогноз даних стохастичного процесу.

Проведені дослідження показали, що часова еволюція досліджуваних часових рядів є стійким станом – дивним атрактором. На підставі аналізу квазіциклів було встановлено, що оскільки ланки квазіциклів мають напрямок обертання за годинниковою стрілкою, то це говорить про порівняно невеликий ризик помилкового прогнозу.

За допомогою біфуркаційного аналізу були знайдені зони біфуркації, а також переходи між різними станами системи, що може вказувати на зміни робочої сировини або технології виробництва.

При цьому, з'являється можливість фіксації моментів часу зміни технології з метою її адаптації до умов і характеристик процесу доменної плавки, що змінилися.

Таким чином, розробка нових методів оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску, адекватних характеру досліджуваних процесів, є актуальним завданням, оскільки досі ці процеси залишаються недостатньо вивченими через неможливість, як відомо, проведення прямих вимірювань характеристик доменного процесу.

Метою роботи є підвищення якості управління процесом виплавки чавуну за рахунок розробки нових методів та інструментів оцінки та прогнозу, адекватних характеру процесів, що протікають, які дозволяють підвищити точність і достовірність контролю та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі.

Об'єктом дослідження є процес виплавки чавуну в доменній печі.

Предметом дослідження є методи, засоби та моделі створення автоматизованих систем контролю та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі.

В основу досліджень покладено методи оцінки та прогнозу нестационарних стохастичних процесів з метою оцінки їх характеристик; методи нелінійної динаміки та детермінованого хаосу для дослідження фрактальних властивостей часових рядів та оцінки їх основних характеристик; методи імітаційного моделювання для визначення ефективності запропонованих підходів до оцінки та прогнозу реальних даних; статистичні методи обробки модельних та експериментальних даних; математичні методи апроксимації часових рядів для побудови моделі досліджуваного процесу.

РОЗДІЛ 1

ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ КОНТРОЛЮ ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ

1.1 Технологія доменного виробництва

Доменний процес (ДПР) - це процес видалення кисню з оксидів заліза, що містяться в агломераті, окатишах і залізняку, з подальшим утворенням чавуну - сплаву заліза з вуглецем. Цей складний фізико-хімічний процес протікає послідовно по всій висоті доменної печі (ДП) (рис. 1.1) в умовах зустрічного руху та взаємодії двох потоків: низхідного потоку завантажуваних зверху печі залізовмісних і флюсових матеріалів, а також палива (коксу) та висхідного потоку газів. Швидкості зазначених потоків суттєво відрізняються один від одного: матеріали проходять через ДП за 6 - 8 год, а газовий потік за 3 - 4 с [5]-[9].

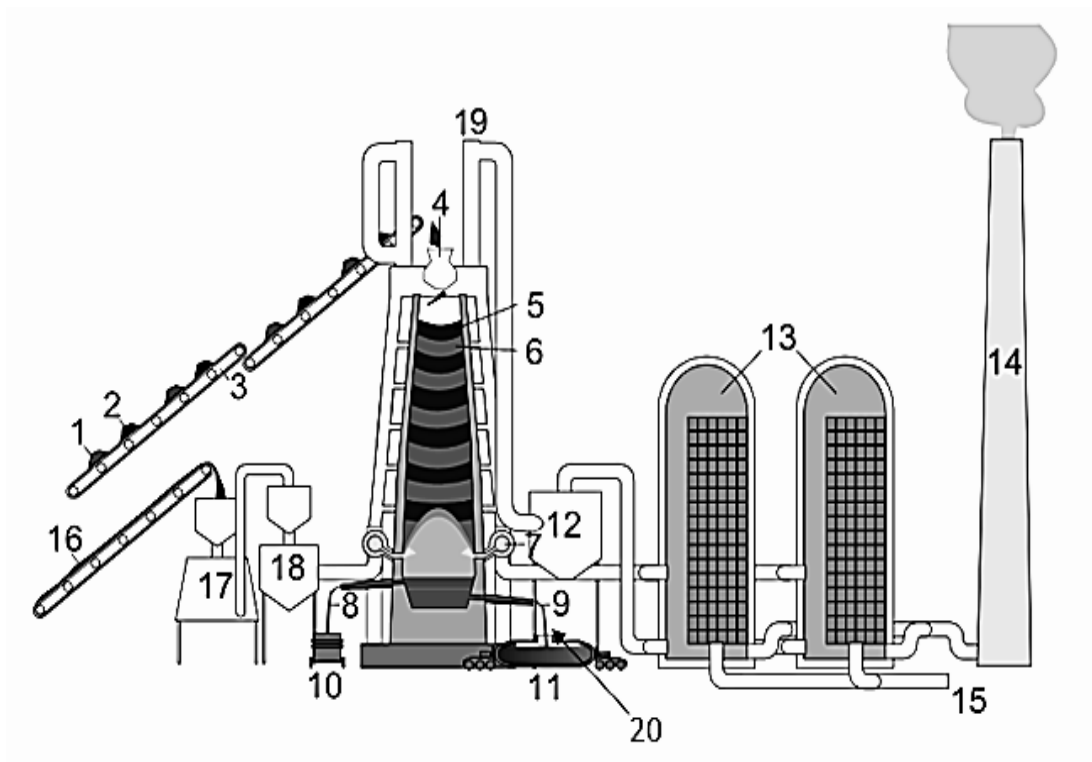


Рис. 1.1. Схема доменного процесу

На рис. 1.1 - прийняті такі позначення: 1 - залізна руда + вапняк; 2 - кокс; 3 - стрічка конвеєра; 4 - колошник з апаратом, що запобігає відходу доменного газу в атмосферу; 5 - шар коксу; 6 - шари вапняку, оксиду заліза, руди; 7 - гаряче повітря (з температурою близько 1200 °С); 8 - шлак; 9 - рідкий передільний чавун; 10 - шлаковий ківш; 11 - чавуновоз; 12 - циклон для очищення доменного газу від пилу перед спалюванням його в регенераторах (13); 13 - регенератори (каупери); 14 - димова труба; 15 - подача повітря в регенератори (каупери); 16 - порошок вугілля; 17 - коксова піч; 18 - резервуар для коксу; 19 - газовідведення для гарячого колошникового газу; 20 - відбір проб чавуну для проведення хімічного аналізу [10].

В якості шихтових матеріалів доменної плавки використовується кокс, агломерат, окатиші, руда, вапняк. Шихтові матеріали завантажуються в доменну піч у кусках розміром 40-60 мм. При використанні великих кусків тривалість перебігу процесів відновлення та офлюсування збільшується. Дрібні куски забивають проходи для газів і порушують рівномірне опускання матеріалів доменної печі. Куски коксу, агломерату повинні бути міцними, добре чинити опір стиранню. Під дією ваги стовпа шихти в шахті доменної печі неміцні матеріали перетворюються на пил, які засмічують проходи між великими кусками, що погіршує газопроникність стовпа шихти. Кокс та агломерат повинні мати достатню пористість – це прискорює згоряння палива та відновлення оксидів заліза. У шихтових матеріалах має бути мінімальним вміст шкідливих домішок: фосфору, сірки, миш'яку, свинцю та ін., які переходять до складу чавуну, а з чавуну при його переробці – у сталь. Ці домішки негативно впливають на властивості готового металу [11]-[12].

Коливання хімічного складу порушує нормальний хід доменної печі, що призводить до збільшення витрат матеріалів. За рівних умов продуктивність доменної печі зростає зі збільшенням вмісту заліза у сировині.

Через вентильні камери знизу у доменну піч постачається повітря за допомогою повітряних насосів [5], [8], [11]. Підготовка повітря перед введенням

у робочий простір полягає в його стисненні до тиску 0,4 МПа та нагріванні до температури 1150-1200 °С, насиченні киснем і зволоженні паром. Зазвичай у ДП застосовується комбіноване дуття, що включає подачу природного газу або вугільного пилу. За рахунок кисню, що міститься в дутті, в окислювальній зоні поблизу фурм відбувається горіння коксу й утворюється оксид вуглецю, який відновлює на своєму шляху залізо з його оксидів (пряме відновлення). За приблизно такою ж схемою (але з утворенням заліза і водяної пари) відбувається відновлення заліза воднем, що міститься в пічних газах і є продуктом дисоціації вологи шихти і коксу або водяної пари, що потрапляє в піч. Відновлення, продуктом якого є CO_2 або H_2O , а як відновник використовується газ CO або H_2 , називають непрямым. Пряме відновлення протікає із поглинанням тепла. Вище області прямого відновлення (аж до колошника) газ, що утворюється, потрапляє в область, де проходять реакції непрямого відновлення. Максимальна температура (близько 2000 °С) спостерігається у фурмі, де відбувається горіння палива. Для економічної роботи ДП необхідне поєднання процесів прямого та непрямого відновлення, яке залежить від розподілу температур по висоті та колу печі [7], [8], [12].

ДП належать до енерго- та матеріаломістких об'єктів. Тенденція розвитку основних металургійних агрегатів характеризується збільшенням їхнього об'єму та потужності. Існують ДП об'ємом 2700, 3200 та 5000 м³, які є споживачами значної кількості сировини та енергії. Наприклад, у великих ДП на виробництво 1 т чавуну витрачається від 420 до 500 кг твердого палива; до 50 - 60 м³ природного газу, а також доменний газ та електроенергія [13]-[14].

1.2 Огляд класичних методів та засобів отримання даних про хімічний склад чавуну

Класичні методи отримання даних про хімічний склад чавуну на випуску включають різноманітні техніки і підходи. Важливість цих процедур для реалізації подальшого точного контролю та прогнозування хімічного складу чавуну обумовлена тим, що чавун є основою для подальшої металургійної

обробки та отримання кінцевого металевго продукту. Внаслідок чого виникає необхідність у розробці методу оцінки та прогнозу інваріантного до способу отримання даних про хімічний склад чавуну [15]-[17].

Ось деякі з класичних методів отримання даних про хімічний склад чавуну:

1. Лабораторний аналіз – найпоширеніший метод визначення хімічного складу чавуну. Проба чавуну береться на певних етапах процесу (наприклад, після виплавки) і відправляється до лабораторії для аналізу. У лабораторії проба піддається спеціальній хімічній обробці, яка дозволяє визначити вміст різних хімічних елементів, таких як вуглець, кремній, марганець, фосфор, сірка та інші.

Переваги лабораторного аналізу - висока точність результатів і можливість визначення безлічі елементів. Проте реалізація цього методу вимагає часу і ресурсів для проведення аналізу. Крім того, лабораторний аналіз не призначений для безперервного моніторингу на виробництві та потребує спеціалізованого обладнання та кваліфікованого персоналу.

2. Спектральний аналіз – оснований на вимірюванні світлових спектрів, що випускаються або поглинаються зразком чавуну. Зразок піддається впливу світла певної довжини хвилі і потім вимірюється спектр світла, який випромінюється або поглинається зразком. Кожен хімічний елемент має свої характерні лінії спектра, що дозволяє визначити їх наявність та концентрацію у зразку. Спектральний аналіз є одним із основних методів визначення хімічного складу чавуну та сталі, оскільки ці матеріали мають дуже характерний емісійний спектр. Це дозволяє визначити вміст вуглецю, кремнію, марганцю, сірки та інших елементів, які можуть впливати на якість кінцевого продукту.

Крім того, спектральний аналіз може бути використаний для виявлення дефектів у матеріалі. Наприклад, при нерівномірному охолодженні можуть з'явитися мікроструктурні дефекти, які можуть впливати на механічні властивості деталей. За допомогою спектрального аналізу можна виявити ці дефекти та вжити заходів для їх усунення.

До переваг спектрального аналізу можна віднести високу точність результатів і можливість визначення безлічі елементів. Цей метод також є

відносно швидким і доступним для використання на виробництві. Однак інтерпретація результатів може бути ускладнена, зокрема, необхідністю використання спеціального обладнання.

3. Метод рентгенівського флуоресцентного аналізу (РФА) – метод використовує рентгенівське випромінювання для збудження внутрішніх електронів у зразку чавуну, внаслідок чого утворюється рентгенівське випромінювання. РФА оснований на зборі та подальшому аналізі спектра, що виникає при опроміненні досліджуваного матеріалу рентгенівським випромінюванням. При взаємодії з високоенергетичними фотонами атоми речовини переходять у збуджений стан, що проявляється у вигляді переходу електронів з нижніх на більш високі енергетичні рівні аж до іонізації атома. У збудженому стані атом перебуває вкрай малий час, близько однієї мікросекунди, після чого повертається у основний стан. При цьому електрони із зовнішніх оболонок заповнюють вакантні місця, що утворилися, а надлишок енергії або випускається у вигляді фотона, або енергія передається іншому електрону із зовнішніх оболонок. В останні роки з'явилося програмне забезпечення для рентгенівського аналізу флуоресцентного складу, основане на методі фундаментальних параметрів. Суть методу полягає у вирішенні системи диференціальних рівнянь, що пов'язують між собою інтенсивність рентгенівського випромінювання на певній довжині хвилі з концентрацією елемента в пробі (з урахуванням впливу інших елементів). Цей метод підходить для контролю якості зразків із заздалегідь відомим складом, оскільки потрібен еталон з аналогічним складом для калібрування (градування) аналізатора.

Цей метод широко використовується у промисловості, наукових лабораторіях. Завдяки простоті, можливості експрес-аналізу, точності сфери його застосування продовжують розширюватись, проте він менш точний, ніж лабораторний аналіз, і може бути обмежений у визначенні легких елементів. Активність фонових елементів може також вплинути на точність результатів.

4. Семплери газової фази - пристрої, що збирають зразки доменного газу, що виділяється під час випуску чавуну. Аналізуючи склад газу, можна зробити

висновки про процеси, що відбуваються всередині печі та про хімічний склад чавуну. Наприклад, високий вміст вуглекислого газу може свідчити про недосконалість процесу відновлення оксидів заліза.

Переваги семплерів газової фази включають можливість моніторингу процесів усередині печі в реальному часі і здатність надавати інформацію про стан печі і хімічний склад чавуну. Цей метод доступний для використання на місці виробництва. Однак семплери вимагають регулярного обслуговування та калібрування, і вони обмежені у визначенні певних елементів.

5. Нейронні мережі - це сучасні алгоритми, які здатні навчатися на основі великих обсягів історичних даних. У контексті доменного виробництва нейронні мережі застосовуються для прогнозування хімічного складу чавуну на підставі параметрів процесу, складу шихтових матеріалів, температур, витрати дуття та інших змінних. Найбільш поширеними є багатошарові перцептрони (ANN) та рекурентні мережі (LSTM), які здатні враховувати динаміку зміни параметрів у часі.

Перевагами нейронних мереж є висока точність прогнозу та здатність враховувати складні нелінійні зв'язки між входами і виходами, що часто не піддаються традиційній аналітиці.

Основним недоліком нейромережових моделей є потреба у великому обсязі якісних навчальних даних, складність налаштування та те, що процес прийняття рішень усередині мережі важко інтерпретувати, що іноді називають ефектом «чорної скриньки».

6. Математичне моделювання та статистичні методи - це клас інженерних підходів, які передбачають побудову аналітичних моделей на основі фізичних законів або статистичних залежностей. На практиці, для отримання прогнозу хімічного складу чавуну на випуску часто використовуються моделі масового балансу, рівняння теплового балансу, а також регресійні моделі, що пов'язують хімічний склад продукту з вхідними параметрами процесу. Ці методи є відносно простими у реалізації, зручними для базового аналізу та легко інтегруються у промислові інформаційні системи.

Їх перевага полягає в прозорості обчислень і можливості швидкої адаптації до змін умов. Однак ці моделі мають нижчу точність порівняно з методами машинного навчання, особливо в умовах складних нелінійних впливів. Крім того, для побудови точних моделей часто потрібно провести попередню ідентифікацію системи, що вимагає додаткових ресурсів.

На практиці сучасні заводські лабораторії забезпечені декількома засобами отримання вихідних даних про хімічний склад чавуну. Кожен з цих методів має свої переваги та недоліки, і вибір методу залежить від конкретних потреб та умов виробництва. Порівняльні характеристики основних методів наведено у таблиці 1.2.1.

Таблиця 1.2.1 - Порівняльні характеристики основних методів отримання даних про хімічний склад чавуну на випуску

Метод	Перевага	Недолік	Відносна похибка, %
Лабораторний аналіз	Висока точність, багатоелементний аналіз	Часові витрати, потребує персоналу та ресурсів	$\pm 0,5\%$
Спектральний аналіз	Швидкість, простота інтерпретації результатів	Висока вартість, потреба у калібруванні	$\pm 0,5\%$
РФА (рентгенівський флуоресцентний аналіз)	Простий у використанні, експрес-аналіз	Нижча точність, чутливість до фону	$\pm 0,10\%$
Семплери газової фази	Онлайн-моніторинг, індикатор процесу	Висока вартість, потребує обслуговування	$\pm 0,20\%$
Нейронні мережі	Висока точність	"Чорна скринька", потребують багато якісних даних	$\pm 0,5\%$
Математичне моделювання	Гнучкі моделі, простота реалізації	Точність, залежність від вхідних параметрів	$\pm 0,5\%$

Однак на наступному етапі після аналізу даних про хімічний склад чавуну виникає необхідність в обробці цієї інформації подальшій побудові прогнозу. У контексті даної задачі на особливу увагу заслуговує математичне моделювання та статистичні методи. Подібні математичні інструменти можуть бути використані для прогнозування хімічного складу чавуну на основі раніше отриманих даних про вхідні матеріали та параметри процесу. Це може включати

розробку регресійних моделей, нейронних мереж або інших алгоритмів, які в подальшому можуть бути інтегровані в системи моніторингу та управління виробничим процесом, що дозволяє здійснювати контроль і коригування хімічного складу чавуну в реальному часі.

1.3 Математичні методи оцінки та прогнозу даних

Для автоматичного управління складними процесами найбільш ефективними є адаптивні системи, що використовують поточну інформацію про процес для управління ним. Це дозволяє підвищити якість управління за умов перешкод. У таких системах стратегія управління ґрунтується на використанні математичної моделі об'єкта в системі управління та визначенні керуючих впливів у реальному часі з урахуванням отриманих результатів прогнозу. Для реалізації адаптивних систем управління потрібна наявність адекватних прогнозуючих моделей. При цьому виникає необхідність використання економічно вигідних та ефективних засобів оцінювання, ідентифікації та прогнозування для чого найбільш перспективним є використання математичних алгоритмів, які можуть забезпечувати високу точність і надійність результатів, а також враховувати безліч змінних та факторів, що дозволить отримувати більш точні прогнозні значення. Розвиток нових математичних методів і моделей дозволяє постійно вдосконалювати контроль і прогнозування хімічного складу чавуну та пристосовуватися до умов і вимог ринку.

1.3.1 Метод групового урахування аргументів (МГУА)

Метод групового урахування аргументів (Group Method of Data Handling, GMDH) - метод зародження та вибору регресійних моделей оптимальної складності. Під складністю моделі МГУА розуміється кількість параметрів. Для зародження використовується базова модель, підмножина елементів якої має входити в потрібну модель. Для вибору моделей використовують зовнішні

критерії, спеціальні функціонали якості моделей, обчислені на тестовій вибірці [18]. МГУА рекомендується використовувати в тому випадку, коли вибірка містить кілька елементів. Тоді при побудові регресійних моделей використовувати статистичні гіпотези про щільність розподілу, наприклад гіпотезу про нормальний розподіл, неможливо застосувати, тому використовується індуктивний підхід, згідно з яким послідовно зароджуються моделі зростаючої складності доти, доки не буде знайдено мінімум деякого критерію якості моделі. Цей критерій якості називається зовнішній критерій, тому що при налаштуванні моделей та оцінці якості моделей використовуються різні дані [19]-[21].

Метою МГУА є одержання моделі в результаті перебору моделей з індуктивно-зароджуваної множини. Розрізняють два основні типи алгоритмів МГУА - однорядний і багаторядний [22]. Усі алгоритми МГУА відтворюють схему масової селекції: послідовно зароджуються моделі зростання складності. Кожна модель налаштовується методом найменших квадратів. З моделей-претендентів вибираються найкращі відповідно до обраного критерію. Багаторядні алгоритми можуть обчислювати залишки регресійних моделей після кожного ряду селекції. Кожна поліноміальна модель однозначно визначається набором індексів мономів, що входять до неї:

$$y = a_0 + w(s) + a(s), \quad (1.1)$$

де елементи вектора w - коефіцієнти при мономі полінома Колмогорова - Габора; елементи вектора a - результат відтворення вільних змінних відповідних мономів. $s \subseteq \{1, \dots, F_0\}$ - індекси мономів, які входять до складу моделі.

Інакше, довільна модель : $y = w_0 + w(s) + a(s)$ зароджується індексами $s \subseteq \{1, \dots, F_0\}$, які містять відповідні елементи векторів:

$$w = \langle w_1, \dots, w_{F_0} \rangle \text{ і } a = \langle a_1, \dots, a_{F_0} \rangle, \quad (1.2)$$

При обмеженні ступеня полінома кількість мономів полінома дорівнює:

$$F_0 = \sum_{r=1}^{|R|} C_r^P = \sum_{r=1}^P \frac{(r+P-1)}{P!(r-1)!} \quad (1.3)$$

а кількість моделей першого ряду відповідно дорівнює 2^{F_0} . Відповідно C_r^P - кількість поєднань з повтореннями з P по r , де P - кількість вільних змінних елементів вектора x .

1.3.2 Нечіткий метод групового урахування аргументів

Нечіткий метод групового обліку аргументів (НМГУА) з нечіткими вхідними даними є модифікацією нечіткого методу групового обліку аргументів та використовує його основні ідеї. Суть методу полягає у побудові невідомої функціональної залежності між вхідними та вихідними даними, коли вхідні змінні задані нечітко у вигляді інтервалів невизначеності [23]. Для цього на кожному етапі будуються моделі на основі схрещування пар вхідних змінних, вибирається певна кількість найкращих та передається на наступний етап (ряд селекції). Процес завершується створенням оптимальної моделі.

Модифікований НМГУА, який оперує з нечіткими вхідними даними, використовує алгоритм нечіткого методу групового обліку аргументів та інші математичні моделі.

Розглянемо лінійну інтервальну модель регресії.

$$Y = A_0 Z_0 + A_1 Z_1 + \dots + A_n Z_n, \quad (1.4)$$

де A_i - нечіткі числа, які описуються трьома параметрами, $A_i = (A_i, \check{A}_i, \underline{A}_i)$, де $\check{A}_i$ - центр інтервалу; $\underline{A}_i$ - верхня межа інтервалу; $\underline{A}_i$ - нижня межа; Z_i - також нечіткі числа, які задаються параметрами $(Z_i, \check{Z}_i, \underline{Z}_i)$, де Z_i - нижня межа, $\check{Z}_i$ - центр, $\underline{Z}_i$ - верхня межа нечіткого числа. Тоді Y - нечітке число.

Відхилення:

$$\underline{y} - \check{y} = \sum(|A_i| \times (\underline{Z}_i - Z_i) + |Z_i| \times (\underline{A}_i - A_i)), \quad (1.5)$$

звідки верхня межа інтервалу

$$\underline{y} = \sum(|A_i| \times (\underline{Z}_i - Z_i) + |Z_i| \times (\underline{A}_i - A_i) + A_i \times Z_i). \quad (1.6)$$

Для коректності інтервальної моделі необхідно, щоб дійсне значення вихідної величини Y належало отриманому в результаті роботи методу інтервалу.

1.3.3 Комбінаторний алгоритм

Комбінаторний (однорядний) алгоритм використовує лише один ряд вибору. При цьому зароджуються усі можливі лінійні комбінації обмеженої складності. Оскільки під складністю розуміється кількість лінійно вхідних параметрів w , то складність не перевищує задане значення F_0 .

$$y = w_0 + w_1 a_1 + w_2 a_2 + w_3 a_3, \dots, w_{F_0} a_{F_0} \quad (1.7)$$

Для всіх комбінацій вхідних аргументів будуються моделі-претенденти складності, що не зменшується.

Параметри кожної моделі налаштовуються методом найменших квадратів за навчальною вибіркою. Найкраща модель вибирається з мінімуму значення зовнішнього критерію. Як варіант – призначається поріг та вибираються кілька моделей, значення критерію для яких не перевищує цей поріг.

При програмуванні даного алгоритму зручно ввести вектор $c(s) = \langle c_1, \dots, c_{F_0} \rangle$. Його елемент $c_i \in \{0,1\}$ приймає значення 1, якщо $i \in s$, в іншому випадку 0. Тоді модель буде мати вигляд:

$$y = c(s) \cdot w \cdot a. \quad (1.8)$$

Оскільки при зародженні моделей необхідно вибрати з 2^{F_0} моделей, що може спричинити неприпустимо великий час обчислень, було розроблено кілька алгоритмів, що дозволяють скоротити час обчислень без зменшення максимальної складності моделей [24].

1.3.4 Адаптивна модель прогнозування часового ряду, що генерується авторегресійною схемою

У своїх роботах С. Уілрайті С. Макрідакіс спробували використовувати адаптивну фільтрацію для отримання короткострокових прогнозів [25]. Однак згодом Д. Монтгомері [26] піддав їх метод критиці; метод охарактеризовано як призначений для обробки лише авторегресійних стаціонарних рядів. Параметри авторегресії у методі оцінюються в ітеративному процесі навчання моделі. Значення параметра, що забезпечує збіжність цього процесу, знаходиться шляхом проб. Таке оцінювання з обчислювальної точки зору значно поступається прямому оцінюванню методом лінійної множинної регресії. Крім того, на тому ж ряду місячних продажів шампанського у Франції, що використовувався при розрахунках авторами методу, було проведено прогнозування моделі П. Уінтерса [27] і моделі Дж. Бокса - Г. Дженкінса [28]. Перевага залишилася за двома останніми моделями. Враховуючи досвід перших спроб побудови моделей, основаних на ідеї адаптивної фільтрації, ми пропонуємо розглянути спосіб організації адаптації моделей авторегресійного типу на принципах, подібних до тих, що використовуються в експоненційній середній. Операція лінійної фільтрації полягає у обчисленні виваженої суми попередніх спостережень. У найбільш загальному вигляді ця сума записується як:

$$S = \sum_{l=t-l+1}^t \omega_l, x_l, \quad (1.9)$$

де S - зважена середня; ω_i - вага, що приписується спостереженню i ; x_i - значення в момент i ; l - число спостережень яке використовується в підрахунку S .

$$\hat{x}_1(t) = S = \frac{1}{l}(x_t + x_{t-1} + \dots + x_i - (l-1)). \quad (1.10)$$

Таким чином, останні l даних мають однакову вагу $\frac{1}{l}$, а більш ранні дані мають нульову вагу. Формула експоненційного згладжування:

$$S_{t+1} = \alpha x_t + (1 - \alpha)S_t \quad (1.11)$$

може бути записана у вигляді:

$$S_{t+1} = \alpha x_t + \alpha(1 - \alpha)x_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 x_{t-2} + \dots \quad (1.12)$$

Тут найбільшу вагу має поточне значення x_t , для більш старих спостережень має місце геометричне зменшення ваги. Звідси видно, що ці методи відрізняються лише правилом визначення ваг ω_i . Метод прогнозування за допомогою адаптивного фільтра це просто інший підхід до визначення ваги, це інший спосіб побудови фільтра. Очевидно, що через відмінності у вагах від цих методів слід очікувати різних результатів, різної точності прогнозів.

Перша робота, присвячена синтезу фільтра, була опублікована М. Вінером у 40-ті роки [29]. Вінер розглянув питання побудови лінійних фільтрів із постійними коефіцієнтами для згладжування та прогнозування стаціонарних процесів. Розроблені ним процедури дають оптимальні з погляду критерію найменших квадратів результати випадків, коли ряд справді стаціонарний.

Продовжуючи роботу Вінера, різні автори, включаючи Р. Калмана і Р. Бюсі [30] розробили процедури, що дають оптимальні лінійні фільтри, які змінюються в часі, для нестаціонарних часових рядів. Для таких рядів метод Калмана - Бюсі може дати кращі результати, ніж звичайний метод Вінера. Недолік процедур

Вінера і Калмана - Бюсі полягає у тому, що фільтри повинні бути побудовані на основі апіорних даних або припущень щодо статистики часового ряду, який розглядається. На практиці ці два методи фільтрації дають мінімальні похибки прогнозу лише за умови, що статистичні характеристики ряду справді відповідають апіорній інформації, на основі якої були побудовані фільтри. В описуваному тут методі адаптивної фільтрації статистики ряду не вимірюються, але враховуються неявно у процесі побудови фільтра та ітеративного оновлення ваг під час його адаптації [31].

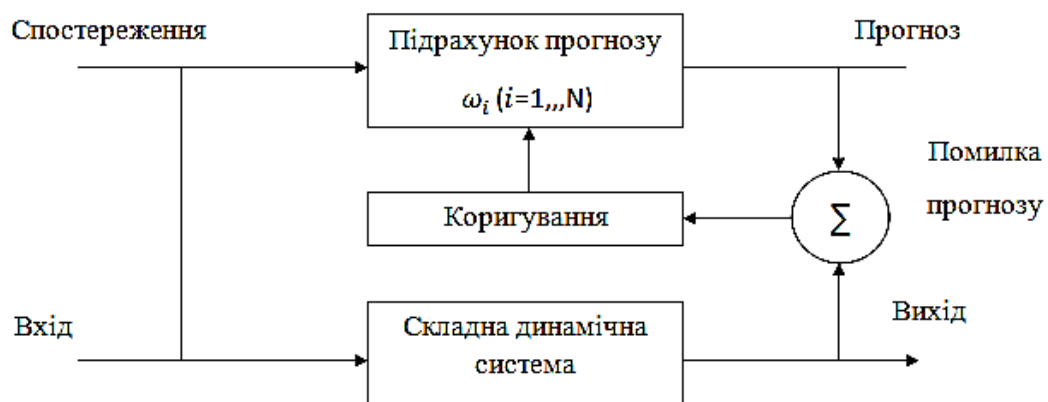


Рис. 1.3.1. Загальна схема визначення ваг у прогнозі часового ряду

Реальні події взаємодіють одна з одною у певній складній динамічній системі, в результаті на виході змінна набуває певного значення. Блоки та лінії зв'язку, розташовані вище, відображають процедуру адаптивної фільтрації. Це ітеративна процедура. Її цикл полягає у тому, що береться даний набір ваг, з них отримується прогноз, потім підраховується помилка прогнозу як відмінність між прогнозом і фактичним спостереженням, нарешті, здійснюється коригування ваг для зменшення середнього квадрата помилки. Завдання полягає в тому, щоб знайти відповідну процедуру коригування (адаптації) ваг, що дозволяє перебудовувати модель (фільтр) відповідно до поточної динаміки часового ряду.

Отже, ключем до ефективності адаптивної фільтрації є правило, що використовується для адаптації ваг на кожному кроці [32]-[33]. Це може бути виведено шляхом аналізу помилки прогнозу. У моделі адаптивного фільтра

передбачається, що прогноз наступного члена ряду може бути отриманий за допомогою виваженої суми минулих членів ряду

$$\hat{x}_1(t) = S, \quad (1.13)$$

де S - зважена середня, що визначається виразом (1.9). Вираз (1.13) має авторегресійний характер. Тому цю модель називатимемо адаптивною моделлю авторегресії порядку l .

Після того як стало відомим x_{t+1} - це фактичне значення часового ряду, в момент $t + 1$, можна розрахувати похибку прогнозу $e_{t+1} = x_{t+1} - \hat{x}_1(t) = x_{t+1} - \sum \omega_i x_i$.

Передбачається, що у момент $t - 1$ було отримано деякі оцінки вагових коефіцієнтів, за якими і підраховано оцінку x_t . Якщо використані оцінки вагових коефіцієнтів призвели до ненульової помилки, є можливість скоригувати ваги так, щоб зменшити помилку. Можна було б вибрати такі ваги, які б зводили помилку до нуля. Але варто пам'ятати що за оцінками отриманими в момент t , буде сформована оцінка величини x_{t+1} . Крім цього, в момент $t + 1$ функція e_{t+1}^2 зміниться, оскільки її коефіцієнти будуть іншими.

У тривимірному просторі цю функцію відображатиме інший параболічний циліндр, що приймає мінімальне значення вздовж нової прямої. Таким чином, процедуру адаптації ваг у момент t не можна розглядати ізольовано, оскільки коригування ваг на основі поточної помилки проводиться з метою мінімізації майбутньої помилки. Тому процедура адаптації ваг має враховувати динамічні особливості процесу та передбачати згладжування суто випадкових коливань параметрів системи.

1.3.5 Модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої ARIMA (метод Бокса - Дженкінса)

Ще один напрям розвитку та обґрунтування адаптивних моделей дано в роботі Дж. Бокса та Г. Дженкінса [28]. У їхній книзі особливу увагу приділено

проблемі вибору моделі та її оцінюванню, що викликало інтерес фахівців. Однак недостатня кількість практичних прикладів прогнозування з використанням цього методу викликає певні сумніви. Моделі ARIMA застосовуються в деяких випадках, коли дані демонструють докази нестационарності.

Для опису моделей потрібні такі оператори та позначення:

x_t - значення часового ряду в момент t ;

B - оператор зсуву назад, розрахований таким чином: $Bx_t = x_{t-1}$, $Bx_t^m = x_t - m$;

∇ - оператор різниці: $\nabla x_t = x_t - x_{t-1}$ $\nabla^{-1} = S$;

S - оператор суми:

$$\nabla^{-1}x_t = Sx_t = \sum_{j=0}^{\infty} x_{t-j} = (1 + B + B^2 + \dots)x_t = (1 - B)^{-1}x_t;$$

ε_i - білий шум;

σ_ε^2 - дисперсія.

Модель ґрунтується на гіпотезі, що процес, що вивчається, є виходом лінійного фільтра, на вхід якого подано процес білого шуму, таким чином член ряду x_t є зваженою сумою поточного і попередніх значень вхідного потоку:

$$x_t = \mu + \varepsilon_i + \psi_1 \varepsilon_{t-1} + \psi_2 \varepsilon_{t-2} + \dots = \mu + \psi(B)\varepsilon_i, \quad (1.14)$$

де $\mu = const$ у загальному випадку є параметром, що характеризує процес, оператор $\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots$

Якщо послідовність $\psi_1, \psi_2 \dots$ кінцева чи нескінченна, але сходиться, то фільтр називається стійким, а процес x_t буде стаціонарним. Тоді μ - середнє значення, навколо якого процес варіює.

В іншому випадку x_t - буде нестационарним і μ не має особливого сенсу, крім певної точки відліку рівня процесу.

1.3.6 Нейромережеві моделі

Нині найпопулярнішою серед структурних моделей є модель на основі штучних нейронних мереж (artificial neural network, ANN) [34],[35].

Модель нейрона можна описати рівняннями:

$$U(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \times Z(t - i) + b, \quad (1.15)$$

$$Z(t) = \varphi(U(t)), \quad (1.16)$$

де $Z(t - 1), \dots, Z(t - m)$ - вхідний сигнал; $\omega_1, \dots, \omega_m$ - синаптичні ваги нейрона; b - поріг; $\varphi(U(t))$ - функція активації.

Метод зв'язку нейронів визначає архітектуру нейронної мережі. Залежно від способу зв'язку нейронів мережі поділяються на:

- одношарові мережі прямого розповсюдження;
- багатшарові мережі прямого розповсюдження;
- рекурентні мережі.

Таким чином, за допомогою нейронних мереж можливо здійснювати моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень та значень зовнішніх факторів. Нелінійна залежність визначається структурою мережі та функцією активації [36].

1.4 Аналітичний огляд нелінійних динамічних систем

Динамічна система – це об'єкт чи процес, що характеризується своїм станом як сукупністю характеристик у певні моменти часу і визначає закон еволюції стану динамічної системи у часі. Приклади динамічних систем можна знайти у фізиці, біології, хімії, інформатиці, економіці, соціумі. Закон еволюції стану динамічної системи у часі може бути заданий, наприклад, системою диференціальних рівнянь [37], [38]. Математичне моделювання нелінійних

динамічних систем є міждисциплінарним інструментом дослідження різноманітних процесів у природі та суспільстві. У цьому реалізується єдиний методологічний підхід, що дозволяє на основі об'єктивних законів аналізувати рух різноманітних динамічних систем різного рівня складності – від механічних до соціальних [39]. Спочатку основні математичні моделі динамічних систем були розроблені для технічних і природничих додатків. Згодом з'ясувалося, що аналогічні ефекти, закономірності поведінки притаманні іншим системам – метеорологічним, економічним, фінансовим, соціальним. Складні господарські системи охоплюють майже всі перелічені напрями. Наприклад, енергетика включає технічні аспекти динамічної поведінки апаратів, системи передачі енергії, взаємозв'язок з метеорологічною обстановкою, охоплює велике коло економічних і фінансових проблем, які при невдалому вирішенні можуть спровокувати втрату стійкості в соціальному середовищі. Основна проблема при математичному моделюванні динамічної системи полягає у розробці моделі, адекватної реальним процесам із прийнятною похибкою. Перші результати досліджень динамічних систем було отримано під час аналізу моделей природничо-наукових дисциплін – механіки, біології, метеорології, фізики [40]. Для простих механічних систем існують доступні для огляду моделі на основі нелінійних диференціальних рівнянь, які повністю відображають динаміку процесу з урахуванням складних нелінійних ефектів. Нетрадиційні результати, одержувані у таких моделях (нелінійні ефекти при коливаннях, залежність амплітуди від частоти, втрата динамічної стійкості, біфуркації, перехід до хаосу, дивний атрактор) повністю повторюються у натурних експериментах. Зазначимо, що система диференціальних рівнянь, що є основою моделі, може бути компактною. Згадані вище нетривіальні результати отримані чисельно, і чисельні експерименти останнім часом є основним інструментом, що дозволяє продовжити дослідження та розвинути результати, одержувані за допомогою якісної теорії нелінійних диференціальних рівнянь. Важливим аспектом при побудові моделей динамічних систем є визначення залежностей і коефіцієнтів в рівняннях, що використовуються при побудові моделі.

При аналізі найпростіших задач механіки, вигляд рівнянь повністю визначається постановою задачі та заданим рівнем точності моделі. Для більш складних динамічних систем визначення коефіцієнтів і залежностей моделі є нетривіальним завданням. Отже, принципова відмінність динамічних моделей механіки і складніших областей (економіки, соціуму): у механіці вид функціональних залежностей і величина коефіцієнтів повністю визначаються постановою задачі, у складних системах необхідні додаткові дослідження визначення цих параметрів. Ось ця частина моделювання нелінійних динамічних систем є найменш вивченою сферою. Саме через невирішеність проблем визначення функціональних залежностей і коефіцієнтів рівнянь математичний апарат системної динаміки, що застосовується в природничих додатках, набагато складніше використовувати для кількісного аналізу динаміки соціально-економічних систем.

Загальність ефектів, що спостерігаються в реальних технічних, фізичних, хімічних, біологічних, соціально-економічних системах (циклічний розвиток, кризи як втрата стійкості, хаос, біфуркації, зародження та розвиток нових станів) і класах моделей, що розглядаються, дозволяє розраховувати на розробку моделей для дослідження динамічних процесів у соціально-економічних системах. Ця спільність має всеосяжний характер. Так, цикли економічного розвитку, що спостерігаються, асоціюються з автоколиваннями, тобто періодичними процесами в технічних додатках, джерело енергії яких не має циклічного характеру [41].

Зазначимо визначальну роль обліку під час моделювання нелінійних властивостей об'єкта. У суттєво нелінійних моделях, поряд зі звичними циклічними коливаннями, виявляються складні полігармонічні стійкі та нестійкі режими, біфуркації, дивний атрактор – ті режими, які принципово не можуть бути досліджені в рамках лінійного та квазілінійного підходу, але які отримані при аналізі, повторюються у чисельних та натурних експериментах. Узагальнюючи ці результати, можна вважати, що хаос є природною динамічною формою еволюції складної системи та часто зустрічається (можливо як

перехідний режим) у простих динамічних системах. Хаос у соціально-економічних та біологічних системах можна трактувати як природну форму прояву конкуренції. Штучне усунення хаосу (в механіці – за рахунок великої дисипації енергії, в економіці – за рахунок надмірної зарегульованості, плановості, високого оподаткування, у соціумі – за рахунок законодавчих обмежень та самообмежень, пов'язаних з ментальністю) веде до усунення складних динамічних режимів, деградації системи [42]. У механіці це звичайні найпростіші періодичні коливання, в економіці – ситуація стагнації і застою, відсутність ініціативи.

Саме при переході від хаосу до впорядкованих рухів або після втрати стійкості попереднього режиму зароджуються нові стійкі нетривіальні рішення. Для аналізу таких ефектів необхідна розробка адекватних моделей, здатних відобразити виникаючі ефекти. На етапі розвитку системно-динамічного моделювання утворився конструктивний підхід до побудови відповідних математичних моделей. Основним апаратом дослідження стають чисельні методи. При їх використанні принципово неважливий конкретний вигляд функціональних залежностей і величина коефіцієнтів. І залежності, і коефіцієнти можуть визначатися за вихідними даними про поведінку системи. Відпадає питання вигляду залежності – вона приймається така, яка визначається за реальними даними. Якщо вона близька до квадратичної, кубічної або будь-якої іншої загальноприйнятої залежності – задача спрощується. Якщо ж реальні залежності не можуть бути з прийнятною похибкою апроксимовані стандартними функціями – то як допоміжний засіб на цьому етапі можуть бути використані сплайни. З точки зору чисельної реалізації це буде незначним ускладненням алгоритму. Такий підхід є найбільш перспективним для застосування методів моделювання до розвинених в природничих дисциплінах аналізу динаміки соціально-економічних систем. При аналізі найпростіших механічних систем у разі використання суттєво нелінійних моделей одержано нетривіальні результати, пов'язані з можливістю хаотичної поведінки рішень детермінованої системи та численні нелінійні ефекти. І ці результати

модельовання отримали кількісне підтвердження у натурних експериментах. Принципово нові ефекти, відкриті останніми роками під час вирішення істотно нелінійних задач теорії коливань, синергетики, теорії катастроф значно доповнили основні уявлення про поведінку нелінійних систем. Можливість хаотичної поведінки рішень повністю детермінованих систем, біфуркації на межі «упорядкований рух-хаос», відкриття універсальної постійної Фейгенбаума, складний характер рішень та їх різноманітна еволюція при зміні параметрів щодо простих нелінійних системах – далеко не повний перелік цих нетривіальних результатів [43].

1.4.1 Класифікація динамічних систем

Розглянемо різні види динамічних систем і відповідні їм математичні моделі з урахуванням математичного апарату теорії звичайних диференціальних рівнянь.

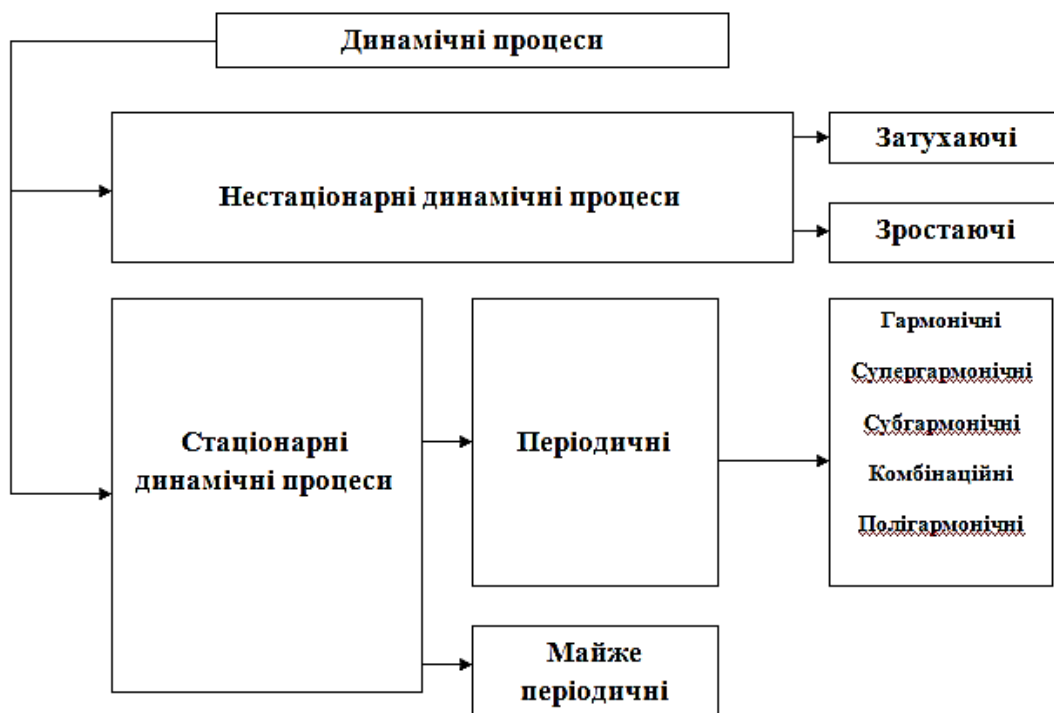


Рис. 1.4.1. Класифікації процесів у динамічних системах

Детермінованими називають моделі, в яких усі змінні детерміновані; функції є детермінованими функціями своїх аргументів [44].

Стохастичними називають моделі, в яких зовнішні впливи або параметри системи є випадковими функціями. Динамічні моделі за кількістю змінних, що включаються в динамічний процес, поділяються на системи з одним ступенем свободи, системи з кількома ступенями свободи та системи з нескінченним числом ступенів свободи [45].

1.4.2 Лінійні та нелінійні моделі динамічних систем

Перші математичні моделі динамічних систем ґрунтувалися на основі лінійних диференціальних рівнянь. Лінійні моделі дозволили отримати перші принципові результати (ефекти резонансу при вимушених коливаннях, взаємодії різних мод коливань у багатовимірних динамічних системах та ін), але ці моделі досить швидко досягли межі свого функціоналу. Варто наголосити на принциповій невідповідності деяких результатів, одержаних за допомогою лінійних моделей, результатам експериментів навіть для найпростіших механічних та електромеханічних систем (наприклад, можливість існування необмежено зростаючих рішень у математичній моделі). Наступним етапом розвитку динамічного моделювання вважається облік нелінійних залежностей в математичній моделі [46],[47]. Спочатку нелінійні доданки приймалися як малі величини порівняно з лінійними складовими моделей. Такі системи отримали назву квазілінійних, і для їхнього аналізу були розвинені асимптотичні методи. Результати, отримані за допомогою асимптотичних методів, дозволили виявити багато нових, порівняно з лінійними моделями ефектів. Серед цих результатів можна виділити можливість існування кількох стійких та нестійких динамічних режимів при однакових параметрах динамічної системи та зовнішнього збудження, неізохронність власних коливань, тобто залежність частоти власних коливань від їх амплітуди, існування субгармонічних та ультрагармонічних рішень, біфуркації, ефекти синхронізації в динамічних системах. Згодом з

розвитком обчислювальної техніки стало можливим будувати суттєво нелінійні динамічні моделі.

Як правило, для аналізованої моделі ставиться завдання знаходження періодичного рішення, оскільки за наявності дисипації, перехідні процеси мають згасаючий характер та його вплив з часом стає незначним. Аналітичне рішення для цієї суттєво нелінійної задачі невідоме. Чисельні методи вирішення задачі Коші дозволяють знайти рішення, можливо періодичне, таким чином. Задаються довільні початкові умови, вирішується задача Коші на відрізок часу, що відповідає багатьом періодам зовнішнього впливу. Перехідний процес, пов'язаний із впливом початкових умов згасає через вплив дисипації, і в кінці інтервалу чисельного інтегрування виходить рішення, перехідний процес в якому не вносить суттєвих перетворень.

Якщо коливання мають невелику амплітуду, для спрощення моделі застосовується такий прийом. У розкладанні в ряд функції:

$$x(x(t)) \approx \varphi(t) - \frac{x^3(t)}{3!} + \frac{x^5(t)}{5!} - \frac{x^7(t)}{7!} + \dots \quad (1.17)$$

обмежуємося першими двома доданками: $\sin \sin(x(t)) \approx x(t) - \frac{x^3(t)}{3!}$.

При цьому, отримуємо рівняння виду:

$$\frac{d^2 x(t)}{dt^2} + \omega_0^2(x(t)) - \frac{1}{6}x^3(t) + b \frac{dx(t)}{dt} = W \sin \omega t. \quad (1.18)$$

Останнє рівняння при коливаннях з амплітудою менше одиниці є квазілінійним, для його дослідження можна використовувати асимптотичні методи, але ніяких істотно нелінійних ефектів (хаос, дивний атрактор) отримати неможливо. Однак у подібних системах залишається можливість існування стійких і нестійких періодичних рішень різного періоду та біфуркації рішень при зміні параметрів системи. Нарешті, при малих коливаннях у розкладанні в ряд

функції $\sin(x(t))$, можна обмежитися одним доданком, при цьому отримаємо лінійне рівняння

$$\frac{d^2x(t)}{dt^2} + \omega_0^2 x(t) + b \frac{dx(t)}{dt} = W \sin \omega t. \quad (1.19)$$

Це лінійне рівняння має аналітичне рішення, у межах цього рішення будується амплітудно-частотна характеристика та досліджується резонанс. Лінійна модель, природно, не містить у собі ніяких нелінійних ефектів, і область застосування її дуже вузька.

Нелінійна модель - найповніша, але й найскладніша для дослідження. Вона включає і квазілінійну, і лінійну моделі [48],[49]. Саме в суттєво нелінійній постановці в простих динамічних моделях виявляються як прості, так і складні види рухів досліджуваної системи. Квазілінійна модель припускає наближене дослідження за допомогою асимптотичних методів. Вона включає в себе лінійну модель. У квазілінійній постановці виявляються деякі властивості динаміки реальної системи, які не можуть бути виявлені в лінійній моделі. Лінійна модель - найпростіша, допускає побудову аналітичного рішення. Але ця модель не може відображати багато нелінійних ефектів, властивих реальним динамічним системам. У лінійній, квазілінійній, суттєво нелінійній постановках можуть будуватися як моделі перехідних процесів, так і моделі циклічних явищ.

Об'єднуючим чинником багатьох розділів динамічного моделювання є єдиний математичний апарат, якісні результати. Звичайно, специфіка конкретної галузі науки не може не впливати на побудову математичної моделі. Часто ця специфіка полягає в складності об'єкта моделювання і процесів, що протікають в ньому, можливості впливу на процеси важко формалізованих факторів. Окремою проблемою у побудові моделей динаміки є визначення вигляду функціональної залежності та коефіцієнтів при відповідних компонентах у математичній моделі. Найбільш близькими до істини є залежності, які визначаються за даними обстеження реального динамічного процесу. При цьому одержувані залежності, як правило, є таблицями значень. У цій ситуації говорити

про лінійність моделі немає сенсу. Дані враховуються у стані «як є». При чисельній реалізації масиви реальних даних можна апроксимувати тим чи іншим способом. Велике поширення набула апроксимація сплайнами або поліномами досить високого ступеня. При такому підході до моделі природно включаються всі рівні – лінійний, квазілінійний, суттєво нелінійний. За характером отриманого рішення можна судити про близькість процесу до того чи іншого типу із розглянутої класифікації. Не слід забувати, що при зміні параметрів системи та (або) зовнішніх впливів в одній і тій самій системі можуть реалізовуватися принципово різні на вигляд нелінійних ефектів процеси [50].

Нелінійні динамічні системи мають низку важливих особливостей [51]. З одного боку, врахування нелінійності значно ускладнює модель та методи дослідження. З іншого боку, і це головне, облік нелінійності дозволяє значно наблизити модель до процесу або явища, що моделюється, й уникнути принципових невідповідностей і обмеженості області застосування, властивих лінійним моделям. Перелічимо найістотніші особливості нелінійних динамічних систем:

- У нелінійних системах принцип суперпозиції не виконується (у цьому основна відмінність властивостей нелінійних систем від властивостей лінійних). Наприклад, результат (відгук) одночасної дії двох зовнішніх впливів не дорівнює сумі результатів (відгуків), що викликаються порізно кожним із цих впливів. Зміна масштабу впливу не призводить до пропорційної зміни масштабу відгуку;

- можливість існування кількох положень рівноваги;

- неізохронність своїх коливань, тобто залежність частоти таких коливань від амплітуди;

- можливість існування кількох стійких і нестійких динамічних режимів при тих самих параметрах системи та (або) зовнішнього впливу;

- виникнення субгармонічних коливань;

- можливість існування стійких автоколивань з обмеженою амплітудою;

- можливість м'якого та жорсткого самозбудження автоколивань;

- прояви ефектів захоплення;

- прояви ефектів синхронізації;
- взаємодія різних видів коливань у нелінійних системах;
- взаємодія динамічних процесів, що належать до різних підсистем динамічної системи з кількома ступенями свободи;
- біфуркації рішень при зміні параметра системи та (або) зовнішнього впливу;
- виникнення нових рішень або перехід від нестійких станів до стійких, втрата стійкості при зміні параметрів системи та (або) зовнішнього впливу;
- можливість реалізації катастроф - різких змін при плавній зміні умов
- існування у нелінійних моделях як що до простих рішень, властивих лінійним моделям, так і найскладніших стійких та нестійких рішень;
- можливість існування хаотичних рішень у детермінованих моделях;
- можливість існування дивного атрактора;
- самоорганізація у динамічних системах.

Зазначимо деякі аналогії у поведінці простих та складних динамічних систем [51].

– Непереборні елементи невизначеності поведінки системи. Для простих динамічних систем характерні два стани детермінований, коли стан системи немає невизначеності, і невизначений, наприклад, у разі, коли реалізується детермінований хаос. Наприклад, при коливаннях із детермінованим хаосом неможливо передбачити точну траєкторію, але область дивного атрактора обмежена. Обидва ці стани – детермінований та невизначений – для простої системи є природними. Для складної системи єдиним природним станом є стан невизначеності. Невизначеність та пов'язані з нею елементи хаотичної поведінки є невід'ємними властивостями еволюції складної системи. Штучне усунення невизначеності призводить до застою та деградації системи, оскільки виключається зародження прогресивних напрямів розвитку. Ці правила діють для всіх складних систем, у тому числі для економічних та соціальних. З погляду управління складною системою невизначеність означає неможливість деталізації та формалізації вище за певний рівень. У той самий час мають місце спроби

встановити зайвий ступінь детермінованості функціонування. Можливе виникнення гіпертрофованого ефекту – система починає відкидати і цілком розумні керуючі дії. Уникнути цього можливо лише одним способом – всі закони управління мають бути чітко обмежені за рівнем деталізації.

- Можливість самоорганізації у динамічній системі. Самоорганізація характерна й у простих, й у складних систем.

- Сильна залежність від початкових умов, з чого випливає неможливість прогнозування на тривалий період точного стану системи (ефект метелика). У простих динамічних системах завжди є залежність поведінки рішень від початкових умов, але у разі детермінованого хаосу або поблизу точки біфуркації рішення сильно залежить від початкових умов – за малої зміни початкових умов можлива істотна зміна поведінки системи. У складних динамічних системах рішення завжди залежить від початкових умов. Саме довгострокові прогнози у складних системах – метеорології, економіки, соціумі, є абсолютно ненадійними.

- Нечіткий зв'язок між керуючими впливами та реакцією системи. У найпростіших динамічних системах є два варіанти реакції системи на управляючі впливи. По-перше, система може змінювати свою поведінку пропорційно до управління. По-друге, система може нечітко реагувати на зовнішнє управління – поблизу точок біфуркації та в зоні дивного атрактора.

- Керуючі впливи у найпростіших і найскладніших динамічних системах. У простих динамічних системах впливами чи параметрами, які впливають на поведінку системи, можна вважати зовнішні сили (чи її аналог), параметричний вплив, дисипація, інерційність. За допомогою зміни цих впливів або параметрів можна кардинально керувати поведінкою простої динамічної нелінійної системи. Наприклад, у задачі про вимушені коливання кульки у профілі з двома потенційними ямами збільшення дисипації усуває прояви хаотичної поведінки. Такий же результат можна отримати за рахунок збільшення зовнішньої сили (значний детермінований зовнішній вплив на поведінку системи, хаос не реалізується), зміни параметрів системи. Ці результати отримані у чисельних експериментах, результати яких відповідають поведінці реальних систем.

– Звернімо увагу на кілька аналогій у хаотичній поведінці складних систем, схожих на хаос у поведінці простої динамічної системи – при вимушених коливаннях кульки у профілі з двома чи декількома потенційними ямами. Перша аналогія – вибір між двома рівнозначними альтернативами. Іноді цей вибір призводить до хаосу та метань - аналогу перескоку кульки з однієї потенційної ями до іншої.

Узагальнюючи складності вибору оптимальної альтернативи, можна зробити висновок, що основною проблемою є вибір кількох нерівнозначних альтернатив [52].

1.5 Фрактальні властивості часових рядів

Часовим рядом називають впорядковану безліч величин $\{x_{t_1}, x_{t_2}, \dots, x_{t_n}\}$, що представляють собою значення вимірюваного параметра в моменти часу $t_1 < t_2 < \dots < t_n$ [53],[54]. Часовий ряд має низку кардинальних відмінностей з тим, що називається випадкова вибірка. Основною відмінністю виступає характеристика членів однієї та іншої вибірки: члени часового ряду не виступають статистично незалежними і не є однаково розподіленими.

Будь-який з часових рядів може бути зібраний і сформований з урахуванням багатьох різнорідних факторів, які піддаються умовному узагальненню залежно від зони впливу на дані. Їх можна згрупувати таким чином:

– перша група чинників складається з тих, що відповідають за формування тенденції всього ряду. Її можна описати різними не випадковими функціями $f(t)$. Така функція ще називається «функція тренду» або, спрощено, «тренд»;

– друга група факторів складається з тих, що відповідають за сезонні коливання ряду (іншими словами, що мають період повторення у зазначених часових відрізках – доба, тиждень, місяць, рік, десятиліття) зміни у показанні параметра, що розглядається. Результат впливу цих факторів зазвичай обчислюється і маркується не випадковою функцією $g(t)$;

– третя група факторів складається з тих, що відповідають за формування циклічних коливань ряду (до них включається парадигма змін аналізованої ознаки, яка зумовлена дією довготривалих циклів економічної, демографічної, астрофізичної та інших видів природи). Результат дії циклічних факторів позначається за допомогою невинуваткової функції $h(t)$;

– випадкові чинники.

Задача прогнозування полягає у визначенні значення вимірюваної величини x у майбутні моменти часу. Щоб прогнозування вважалось виконаним, необхідно виявити функціональну закономірність часового ряду. В даний час цей функціонал стає актуальним і надзвичайно корисним, оскільки в програмних можливостях сучасного бізнесу є можливість накопичення даних у вигляді часових рядів. Поступове накопичення дозволяє створити початкову базу для аналізу.

Аналіз літературних джерел зробив очевидним, що більшість практично важливих процесів може бути охарактеризована за допомогою системи:

$$\ddot{y} = P(y, \dot{y}), \quad (1.20)$$

де y - досліджуваний процес; P - поліном третього ступеня від похідних $y, \dot{y}$.

Труднощі в розмежуванні подібних процесів лежать в області пошуку коефіцієнтів полінома P за значеннями, що спостерігаються.

Апроксимацію системи можна представити у вигляді:

$$y_t = a^0 + \left(a_1^{(1)} y_{t-1} + a_2^{(1)} y_{t-2} \right) + \left(a_{11}^{(2)} y_{t-1}^2 + a_{12}^{(2)} y_{t-2} \right) +, T = 2, 3, T \quad (1.21)$$

Як у будь-якій системі неможливо змінити значення будь-якого фактора без розгляду взаємозв'язку його з іншими та спричиненого одноразовою зміною впливу на всі параметри, що становлять систему. Так, деякі значення можуть розбалансувати суттєві значення системи, змінити характер впливу зовнішніх факторів середовища – у будь-якій кількості, а також запустити виконання принципово різних на вигляд нелінійних ефектів процесів.

Традиційні методи побудови моделей з подальшим аналізуванням та розглядом перспектив серед часових рядів підводять дослідника до необхідності пристосування задачі під деякі умови теореми Гауса-Маркова [55]. Окремою незручністю можна було б знехтувати на користь більш точних результатів прогнозування, проте умови, що диктуються теоремою, зазвичай не відображають дійсного стану речей і швидше відірвані від реальності, ніж допомагають її описати. Також ці умови мають основне значення для формулювання висновків, оформлення думки та міркування, а також побудови конструкцій проміжного або закінченого вигляду. Крім того, на цих умовах ґрунтується математичний апарат галузі економетрики.

Згаданий апарат також виглядає з позиції сучасного стану науки великою мірою неповоротким і розраховується на «нормальний» перебіг усіх процесів, що підкоряються «нормальним» змінам. Як з'ясувалося згодом, для часових рядів гіпотеза про підпорядкування статистики показників «нормальному» закону часто не виконується. Неможливість використання «нормального» розподілу призводить до некоректності великої кількості результатів теоретичних та емпіричних праць. Оскільки концепція «нормальності» не завжди відповідає дійсності, то дослідникам нового часу довелося зіткнутися з тим, що звернення до класичної лінійної парадигми спричиняє доповнення наявних даних щодо нових факторів, які враховуються під час уточнення фактів. У світовій математичній літературі кількість запропонованих методів обчислюється багатьма сотнями. Варто також враховувати, що такий «нормальний» розподіл став основою та своєрідним фундаментом для перерахованих методів, які також будуються на класичній кореляційно-регресійній моделі. Для їх побудови можуть бути задіяні перераховані тренди, які, своєю чергою, зводяться на основі найбільш об'єктивно відповідальної ситуації залежності – інтерполяційної та екстраполяційної. Детальний аналіз, проведений на матеріалі одного з придатних для розгляду часових рядів, які володіють «пам'яттю», показує, що така модель не цілком відповідає вимогам, що висуваються. Б.Б. Мандельброт [56] зазначає, що загальна характеристика

змін серед часових рядів, яку можна назвати їхньою «поведінкою», описується сім'єю розподілів Парето, особливо повторюючи їхній шлях на відрізку шкали за середніми значеннями – тут він перетворюється на високий пік, а також потовщення графічної лінії на наближенні його до кінця. Дисперсія цих розподілів нескінченна чи невизначена. Стійкі розподіли Парето називають фрактальними розподілами. Використання фрактального аналізу дозволяє відрізнити гаусові розподіли від фрактальних розподілів.

У даний час фрактали помітно впливають на сучасний статистичний аналіз, ще не оцінений досі у всій широті свого впливу. У природі зустрічається локальна випадковість та глобальний порядок [57]. Кожен із природних фракталів відрізняється деталями й одночасно схожий на будь-який інший у загальному виконанні. Присутність фракталів насправді визначено глобальною статистичною структурою, що водночас породжує локальну випадковість. Нелінійністю, невизначеністю, недетермінованістю процесу та результату, що вивчаються природничими науками, зацікавилися дослідники різних напрямів економічної, соціальної та технічної сфер науки.

1.6 Приклади стохастичних моделей для аналізу часових рядів

У даний час з метою найбільш повного опису та попередньої побудови часових рядів використовуються такі лінійні стохастичні моделі:

– авторегресії порядку (AR (p) - модель): $x_k = \sum_{i=1}^p a_i x_{k-i} + \varepsilon_k$;

– ковзного середнього порядку (MA(q) - модель): $x_k = \varepsilon_k \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{k-j}$;

– авторегресії - ковзного середнього порядку (p, q) (ARMA (p, q) модель):

$$x_k = \sum_{i=1}^p a_i x_{k-i} + \varepsilon_k + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{k-j} ;$$

– інтегрована модель авторегресії - ковзного порядку порядку (p, d, q)

$$(ARIMA (p, d, q) - модель): $\Delta^d x_k = c + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d x_{k-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{k-j} + \varepsilon_k$$$

де ε_k - є випадкові незалежні та стаціонарні у широкому сенсі величини (білий шум); Δ^d - позначає оператор різниці часового ряду, який має порядок d і влаштований таким чином: різниці першого порядку беруться d послідовно раз,

при цьому перша різниця розраховується за значеннями самого часового ряду, наступна різниця знаходиться на основі значень, отриманих на попередньому етапі, тобто різниць першого порядку, які були отримані при цьому значення (різниці другого порядку) використовуються на наступному етапі (для знаходження різниць третього порядку) і т.д.); a , b , c – параметри моделі, що підлягають ідентифікації. Процеси AR, MA і ARMA мають на увазі, що часові ряди стаціонарні (мають постійну середню і дисперсію). Варто відзначити, що в економічних і фінансових даних рідкісні ряди мають подібні властивості. Як основна модель, що застосовується при аналізі часових рядів, відзначимо так звану модель ARIMA. Зауважимо, що у літературі такі моделі також називають різницево-стаціонарними та інтегрованими часовими рядами. Ця модель будується як узагальнення моделі ARMA на випадок нестаціонарних часових рядів, які можна звести до стаціонарних часових рядів [58], [59].

Перевагами застосування стохастичних моделей є:

- Хороші адаптивні властивості стохастичних моделей;
- наявність знань з даної теорії у ранніх наукових джерелах, об'ємні дослідження попередників з теорії стохастичного моделювання для стаціонарних випадкових процесів;
- простота реалізації моделювання та достатня для широкого практичного застосування формалізація процедури ідентифікації.

Основні недоліки стохастичних моделей:

- погана пристосованість стохастичних моделей для опису нестаціонарних процесів;
- загалом відсутня фізична інтерпретація параметрів моделей та їх структури, що обмежує використання цього підходу можливостями короткочасного прогнозу та ускладнює виявлення тенденцій процесу;
- нестійкість статистичних методів до біфуркацій у даних, а також зміщення оцінок за наявності адитивного шуму.

1.7 Висновки за першим розділом

Уданому розділі був проведений інформаційний аналіз актуального стану науково-прикладних досліджень та інженерно-технічних рішень у сфері автоматизованого контролю, оцінки та прогнозу часових рядів даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі.

Аналітичний огляд наявних літературних джерел та наукових публікацій показав що:

- Доменна піч відноситься до класу нелінійних і багатофункціональних систем, яка включає безліч фізичних і хімічних процесів, таких як плавлення, відновлення металів, реакції з домішками.

- Для оптимального управління та контролю такою системою часто використовуються математичні моделі та методи, які не дозволяють з високою точністю та достовірністю передбачати її поведінку, оптимізувати процеси та забезпечувати високу якість продукції, що випускається, оскільки не є адекватними стохастичним властивостям реальних процесів.

- У випадку зі суттєво нелінійними моделями, крім звичайних циклічних коливань, у системі спостерігаються складні полігармонічні режими, як стійкі, так і нестійкі, біфуркації та поява дивних атракторів. Ці режими є унікальними і в подібних випадках використання лінійних і квазілінійних підходів не дадуть необхідних результатів.

- Слід зазначити, що система диференціальних рівнянь, яка покладена в основу моделі, може бути реалізована у досить компактній формі. Важливим етапом у процесі побудови моделей динамічних систем є визначення залежностей та коефіцієнтів, які використовуються в рівняннях, що застосовуються під час створення даної моделі.

Подальші завдання дослідження. Для досягнення поставленої мети даного дослідження необхідно вирішити наступні завдання:

- Дослідити стохастичні властивості часових рядів даних про хімічний склад чавуну.
- На підставі методів нелінійної динаміки та детермінованого хаосу обґрунтувати та підтвердити гіпотезу про фрактальні властивості досліджуваних часових рядів.
- Кількісно оцінити основні стохастичні та динамічні характеристики часових рядів.
- Розробити субоптимальний фільтр-прогнозатор, інваріантний до властивостей та характеристик часових рядів.
- Обґрунтувати ефективність запропонованого алгоритму.
- Розробити узагальнену структуру системи управління доменною плавкою, що дозволяє покращити якість продукції за рахунок підвищення точності та достовірності даних контролю та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі.

РОЗДІЛ 2

ДОСЛІДЖЕННЯ СТОХАСТИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ДАНИХ ПРО ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ

Забезпечення заданого хімічного складу чавуну на виробництві відіграє вирішальну роль у визначенні якості продукції, що випускається, і важливих економічних показників підприємства. Для досягнення цієї мети виникає необхідність розробки та впровадження ефективних методів прогнозування, які відіграють ключову роль оптимального управління процесом виплавки чавуну заданої якості [60].

Складні технологічні процеси, такі як доменна плавка, піддаються впливу багатьох факторів різної природи. Ці фактори впливають як на загальний перебіг та розвиток процесу, так і на його окремі властивості та кількісні характеристики [61].

На даний момент, дослідники не дійшли єдиної думки про те, яким законом розподілу описуються дані про хімічний склад чавуну на випуску, крім цього автору невідомі наукові публікації, які докладно розкривають цю тему. У зв'язку з чим виникає необхідність у проведенні дослідження стохастичних властивостей реальних даних про хімічний склад чавуну. Перш ніж розпочинати опис наявних матеріалів, слід визначити їх тип і розподіл, оскільки різні типи даних описуються за допомогою різних методів описової статистики. Крім того, визначення типу та розподілу даних допоможе в майбутньому вибрати правильний статистичний критерій для перевірки гіпотез.

2.1 Дослідження стохастичних властивостей реальних даних про хімічний склад чавуну

До характерних особливостей доменного виробництва належать:

- випадковий характер змін у часі фізичних та хімічних властивостей шихтових матеріалів;

– велика кількість чинників (зокрема неконтрольованих), які впливають на кінцевий результат доменної плавки.

Зазначені особливості зумовлюють необхідність проведення досліджень властивостей часових рядів, якими представлені результати хімічного аналізу чавуну на випуску. Такі дослідження необхідні для розробки рекомендацій зі створення методик прогнозування хімічного складу чавуну за умов діючого виробництва, адекватних характеру прогнозованого процесу.

Як правило, часовими рядами є випадкові зміни величин, що дозволяють послідовно уявити еволюцію складних систем на основі отриманих даних [62]. 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 [63], [64].

Найчастіше статистичний аналіз ґрунтується на припущенні, що досліджувана система є випадковою, тобто причинний процес, що створив часовий ряд, має багато складових частин або ступенів свободи. Взаємодія цих компонентів настільки комплексна, що детермінічне пояснення неможливе. При цьому об'єктом дослідження є клас моделей, які відповідають класу випадкового гаусівського процесу. Однак багато реальних часових рядів характеризуються інваріантністю щодо масштабних перетворень (властивість самоподібності), у зв'язку з чим стандартна гаусівська статистика виявляється необґрунтованою і проблема дослідження часових рядів зводиться до аналізу стохастичних самоподібних процесів, які можуть бути описані фрактальними множинами [65], [66].

Перед тим як розпочинати роботу з даними, завжди слід проводити перевірку розподілу. Під виглядом розподілу розуміють функцію, яка зв'язує значення змінної випадкової величини з ймовірністю їх появи в сукупності.

У статистичних дослідженнях найчастіше проводиться перевірка розподілу на нормальність. Під нормальним розподілом розуміють симетричний

розподіл дзвоноподібної форми, при якому близько 68 % даних відрізняється від середнього арифметичного не більше ніж на одне, а приблизно 95 % - не більше ніж на два стандартні відхилення в кожну сторону. Незважаючи на те, що нормальний) розподіл зустрічається дуже часто і відіграє важливу роль у статистиці, існують і інші розподілу даних (біноміальний, Пуассона, Максвелла, Шарльє та ін.). Для перевірки існують графічні методи та статистичні критерії.

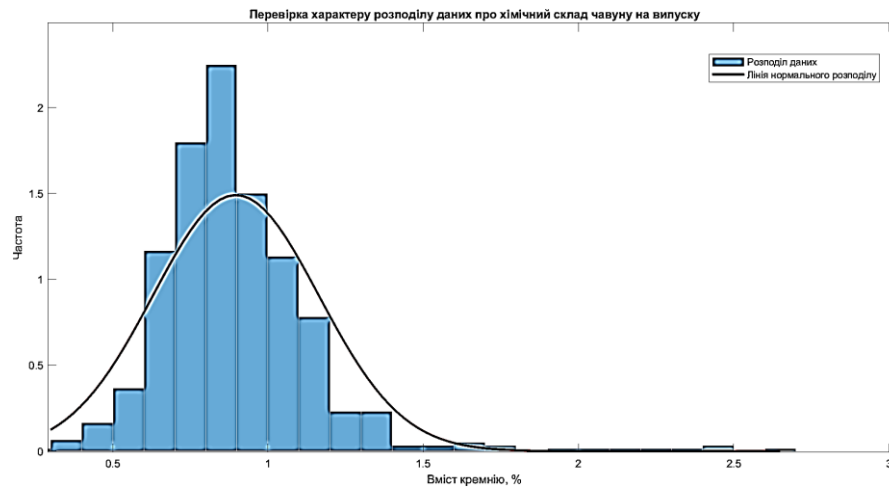
Дане дослідження проводилося у програмному середовищі Matlab, на основі реальних даних про відсотковий вміст кремнію в чавуні, які були отримані в різні моменти часу, на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча (ММК) [67], [68].

На першому етапі дослідження було проведено тест Колмогорова - Смирнова для досліджуваних часових рядів, з використанням функції "ksstat", ця функція використовується для обчислення значення статистики Колмогорова - Смирнова (KS-статистики) при порівнянні двох вибірок або однієї вибірки з теоретичним розподілом [69]. Статистика KS демонструє, наскільки добре емпірична функція розподілу (ЕФР) вибірки відповідає теоретичній функції розподілу (ТФР). Отримані рівні значущості склали $p = 0,00012$ і $p = 00004$ для часових рядів 1 і 2 дозволяють відкинути гіпотезу про відповідність даних, закону нормального розподілу, оскільки критичне значення рівня значущості становить 0,05.

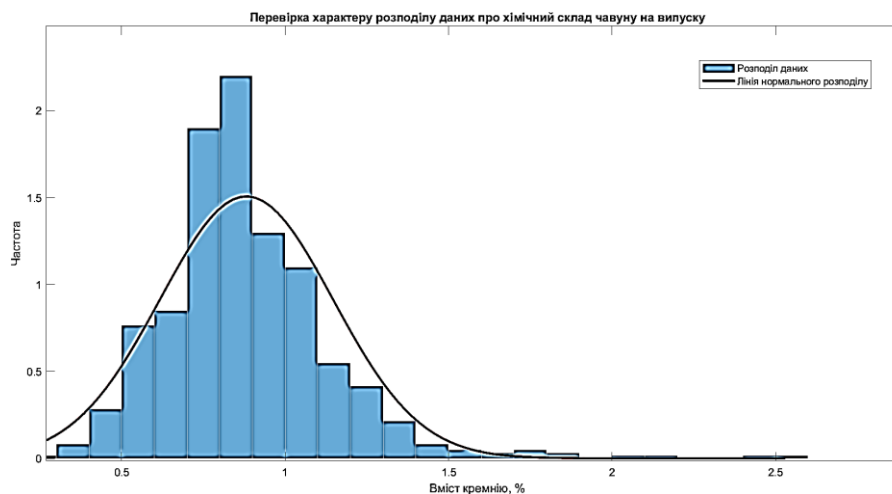
До аналогічного висновку можна дійти на підставі результату візуального аналізу гістограм (рис. 2.1.1), де помітні відхилення від нормального розподілу, що демонструється у таких аспектах як:

- асиметрія: У нормальному розподілі дані симетричні щодо середнього значення. Відхилення вліво або вправо від симетрії свідчить про асиметрію даних.

- викиди: Відхилення від нормального розподілу проявляється у вигляді викидів - значень, які сильно відрізняються від інших у наборі даних.



а)



б)

Рис. 2.1.1. Гістограми розподілу даних

Додаткове підтвердження отриманих результатів дає детальний візуальний аналіз представлених графіків. При порівнянні емпіричної функції розподілу (ЕФР), що позначена на рисунку 2.1.2 суцільною лінією, з теоретичною функцією розподілу (ТФР), яка відображена пунктирною лінією, спостерігається їхня суттєва розбіжність на декількох ділянках.

Зокрема, траєкторія емпіричної кривої має характерні зміщення та не повторює плавну форму еталонної теоретичної моделі. Така значна візуальна дистанція між графіками свідчить про наявність асиметрії або ексцесу в досліджуваній вибірці. Це стає ще одним вагомим аргументом, що вказує на суттєве відхилення розподілу фактичних даних від закону нормального розподілу, підкріплюючи результати попередніх тестів.

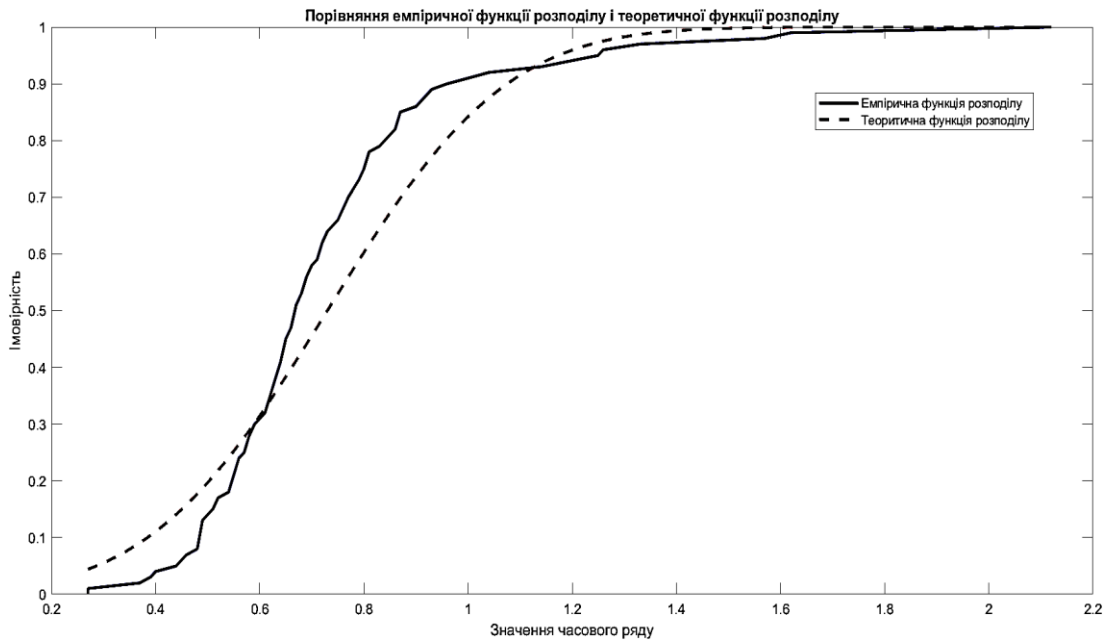


Рис. 2.1.2. Порівняння емпіричної функції розподілу та теоретичної функції розподілу

Незважаючи на те, що побудова гістограми часто вважається стандартним та наочним методом попередньої перевірки нормальності розподілу, вона має певні обмеження через залежність від ширини інтервалів групування. Значно точнішу та деталізовану аналітичну картину дають квантильні діаграми (Q-Q plots), приклад якої наведено на рисунку 2.1.3.

Методологічна цінність цього інструменту полягає у порівнянні квантилів досліджуваного набору даних із відповідними квантилями еталонного теоретичного розподілу.

За умови ідеального нормального розподілу вихідних даних, усі точки на квантильній діаграмі мають вишиковуватися вздовж єдиної діагональної прямої лінії [69]. Будь-які систематичні відхилення емпіричних точок від цієї прямої – такі як вигини, S-подібні форми або значні відхилення на "хвостах" розподілу – є прямим візуальним доказом невідповідності даних закону нормального розподілу та вказують на наявність специфічних статистичних аномалій у вибірці».

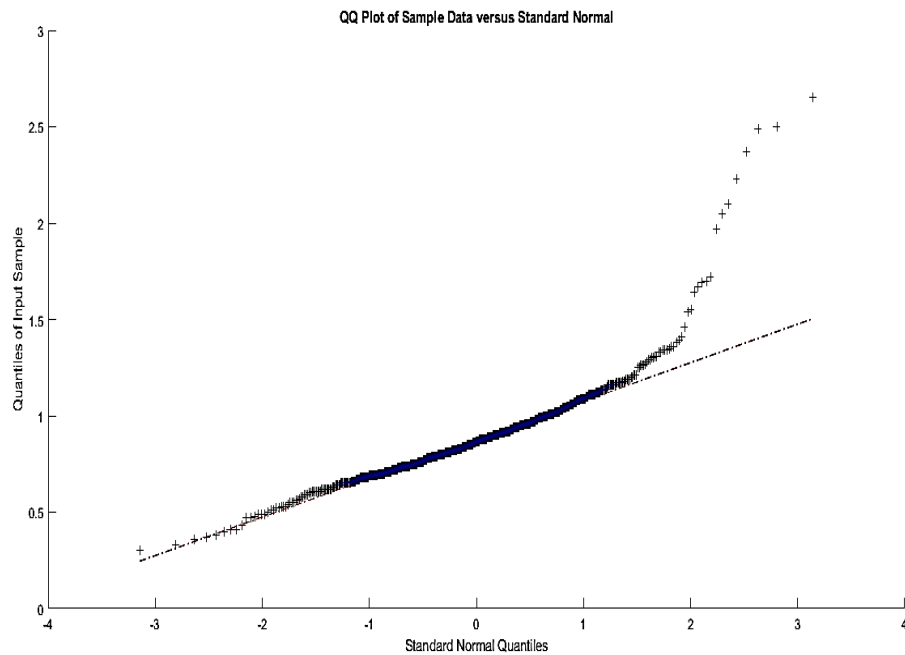
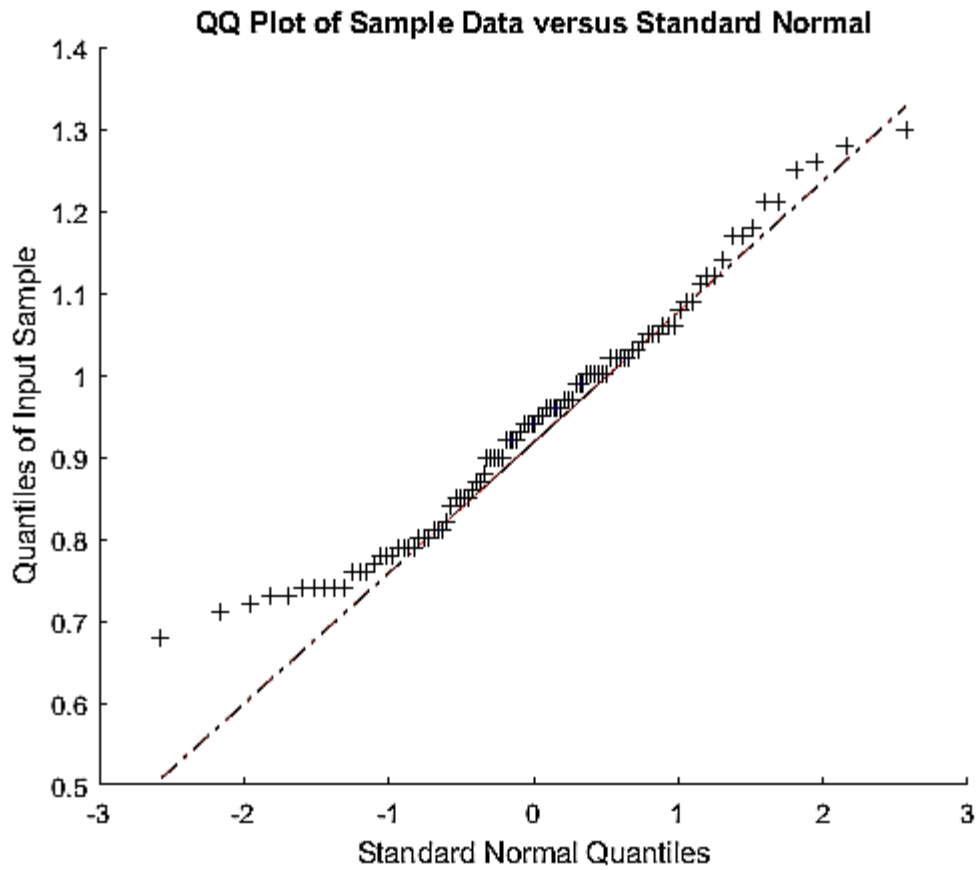


Рис. 2.1.3. Квантильні діаграми досліджуваних часових рядів

З отриманих квантильних діаграм чітко видно істотне відхилення від лінії нормального розподілу (пунктирна лінія).

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 [67].

Виникає необхідність проведення дослідження властивостей часових рядів якими представлені результати хімічного аналізу на випуску ДП із застосуванням методів фрактального аналізу.

2.2 Обґрунтування гіпотези про фрактальний характер досліджуваних часових рядів

Дослідження фрактальних властивостей даних часових рядів означає аналіз структури та поведінки цих даних з використанням фрактальної геометрії. Часові ряди є послідовністю даних, впорядкованих за часом. Фрактальна геометрія використовується для опису складних та неоднорідних структур, які не можуть бути повністю охарактеризовані традиційними геометричними методами. Дослідження фрактальних властивостей часових рядів дозволяє виявити та аналізувати самоподібність, масштабні закономірності, ступінь хаотичності або ступінь регулярності цих даних [70]-[71].

Аналіз фрактальних властивостей часових рядів може допомогти зрозуміти їхню внутрішню структуру, передбачати майбутні значення, виявляти особливості динаміки та оцінювати рівень складності даних. Це може бути корисним у фінансовій аналітиці, прогнозуванні ринкових тенденцій, медичній діагностиці або аналізі природних явищ, таких як кліматичні зміни.

2.2.1 Автокореляційна функція

Однією з основних властивостей фрактального (самоподібного) процесу є повільне зменшення автокореляційної функції (АКФ). Ця властивість має

ключове значення в теорії самоподібних процесів і фактично визначає найважливішу з погляду прогнозування характеристику – тривалість пам'яті процесу [72].

Автокореляційна функція є важливим інструментом в аналізі часових рядів і використовується в багатьох областях, таких як статистика, економіка, інженерія, фізика та інші. Вона допомагає виявляти зв'язки між значеннями часового ряду в різні моменти часу, виявляти патерни, сезонність та інші особливості цих рядів.

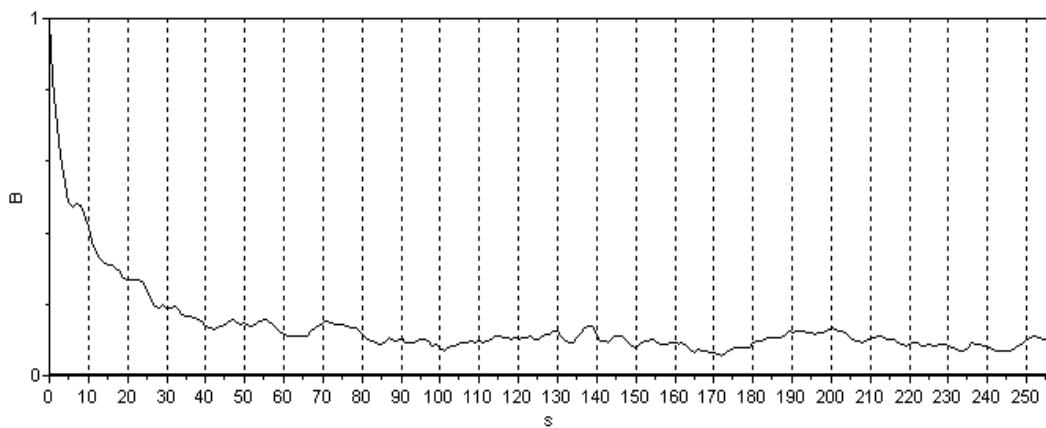


Рис. 2.2.1. АКФ досліджуваного часового ряду

З рис. 2.2.1. видно, що АКФ має повільно спадаючий характер, а в «хвості» відсутня тенденція прагнення до нуля. Така поведінка АКФ є характерною для самоподібних процесів [42].

2.2.2 Показник Херста

Поняття фрактал було вперше запроваджено Бенуа Мандельбротом у 1975 році. Слово утворене від латинського fractus – що складається із фрагментів. З математичної точки зору фрактальний об'єкт, перш за все, має дробову (нецілу) розмірність. Інша важлива властивість, яку мають майже всі фрактали, – властивість самоподібності (масштабна інваріантність). Фрактал можна розбити на скільки завгодно малі частини так, що кожна частина виявиться просто

зменшеною частиною цілого [65]. Приклад природного фрактального об'єкта зображено на рис. 2.2.2, крижані візерунки на склі [73]-[75].



Рис. 2.2.2. Крижані візерунки на склі

Насправді випадкові процеси зберігають властивість самоподібності лише до певної межі. Ця міра статистичної стійкості процесу при багаторазовому масштабуванні визначається показником Херста H чи параметром самоподібності.

Аналіз часових рядів на самоподібність проводився на основі реальних даних про вміст кремнію в чавуні, отриманих у різні часові періоди на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча (ММК) за допомогою показника Херста H [42].

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 розрахунок показника Херста H).

Для калібрування часових вимірів Херст ввів безрозмірне відношення. Цей спосіб аналізу стали називати методом нормованого розмаху або R/S - аналізом [66].

Результат R/S - аналізу є обчислення показника Херста H , який є статистичною характеристикою структури та визначається для часових рядів за рівнянням:

$$R/S = \left(\frac{\tau}{2}\right)^H \quad (2.1)$$

де R - нормований розмах варіації (різниця максимального та мінімального значень вимірюваного параметра);

S - стандартне відхилення (корінь квадратний від дисперсії);

τ - період (довжина низки) спостережень.

Показник Херста H інтерпретується таким чином:

$H = 0,5$ - передбачає часовий ряд у вигляді білого шуму (незалежний, випадковий процес);

$0 \leq H < 0,5$ - означає рожевий шум або антиперсистентність (часовий ряд змінює напрямок частіше, ніж ряд випадкових незалежних величин);

$0,5 < H \leq 1$ - означає чорний шум або персистентність (часовий ряд характеризується ефектом довготривалої пам'яті і має схильність до трендів). Трендостійкість поведінки процесу збільшується при наближенні до одиниці [72], [76].

Зазначимо, що показник Херста пов'язаний із топологічною фрактальною розмірністю співвідношенням $D = 2 - H$.

Розрахункові значення показника Херста для досліджуваного часового ряду склали $H = 0,6189 \pm 0,1261$. Оскільки отримане значення помітно перевищує порогову відмітку 0,5 це є статистично значущим підтвердженням самоподібного характеру процесів. Це означає, що досліджувана система має "пам'ять": тенденції, що спостерігалися в минулому, з високою ймовірністю збережуться і в майбутньому.

Оцінка H виконувалася методом R/S -аналізу. Графік R/S -статистики аналізованого часового ряду зображено рис. 2.2.3 [42].

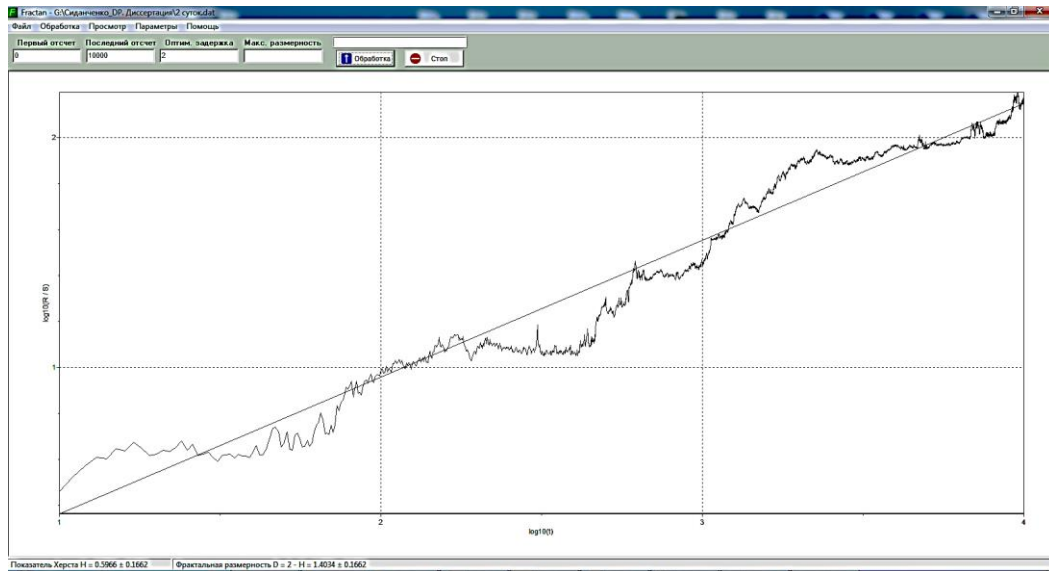


Рис. 2.2.3. Показник Херста для досліджуваного часового ряду

Таким чином, встановлено, що досліджувані часові ряди носять фрактальний характер і мають властивість самоподібності. Отже, подальше дослідження необхідно проводити не з використанням класичних методів, а з використанням фрактальних методів і методів стохастичної динаміки, які адекватні характеру досліджуваних процесів. Ідея застосування методів хаотичної динаміки до аналізу часових рядів полягає в тому, що структура хаотичної системи, що містить у собі всю інформацію про систему, а саме її аттрактор, може бути відновлена через вимір тільки однієї динамічної системи, що спостерігається, фіксованої як часовий ряд.

2.2.3 Дивний аттрактор

Відповідно до методу Грасбергера і Прокаччіа [77], процедура реконструкції фазового простору та відновлення хаотичного аттрактора системи при динамічному аналізі часового ряду зводиться до побудови так званого лагового або відновленого простору за допомогою методу затримки.

Вектори $\underline{S}_k$ в новому просторі вкладення сформовані зі значень часового ряду скалярних вимірювань з часовим запізненням:

$$\underline{S}_k = (S_{k-(m-1)\tau}, S_{k-(m-2)\tau}, \dots, S_k), \quad (2.2)$$

де k - розмір часового ряду; m - розмірність вкладення; τ - затримка (лаг).

Для кількісної характеристики та 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. Координатами фазового простору є динамічні змінні процеси. Кожному типу динамічної поведінки відповідає власний аттрактор і, звідси, його геометричний образ – фазовий портрет [78]. Наприклад, динаміка звичайної хімічної реакції - відповідає аттрактору типу стійкої точки. Регулярним коливанням відповідає стійкий граничний цикл. Цим класичним аттракторам 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 аттракторів відноситься і так званий дивний аттрактор, геометричним образом якого у фазовому просторі є фрактальний об'єкт.

У теоремах Такенса [79] і Зауера [80] показано, що послідовність $\{S_k\}$ складається з скалярних вимірів структури динамічної системи, тоді, таке відновлення фазового портрета є точною картиною реальної множини $\{x\}$ (якщо m досить велике). Іншими словами, реальний аттрактор динамічної системи і аттрактор відновлений в лаговому просторі по часовому ряду згідно з зазначеним вище правилом (псевдоаттрактор), при адекватному підборі розмірності m , є топологічно еквівалентними і має однакові узагальнені фрактальні розміри.

У тому випадку, якщо аналізований часовий ряд є реалізацією випадкового процесу, то відновлений псевдоаттрактор буде походити на безструктурну хмару точок, яка при послідовному нескінченному збільшенні розмірності вкладення лагового простору m , подібно до газу, заповнює весь наданий йому об'єм.

Вигляд дивного атрактора для досліджуваного часового ряду у нормованих координатних осях наведено на рис. 2.2.4. 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 [42].

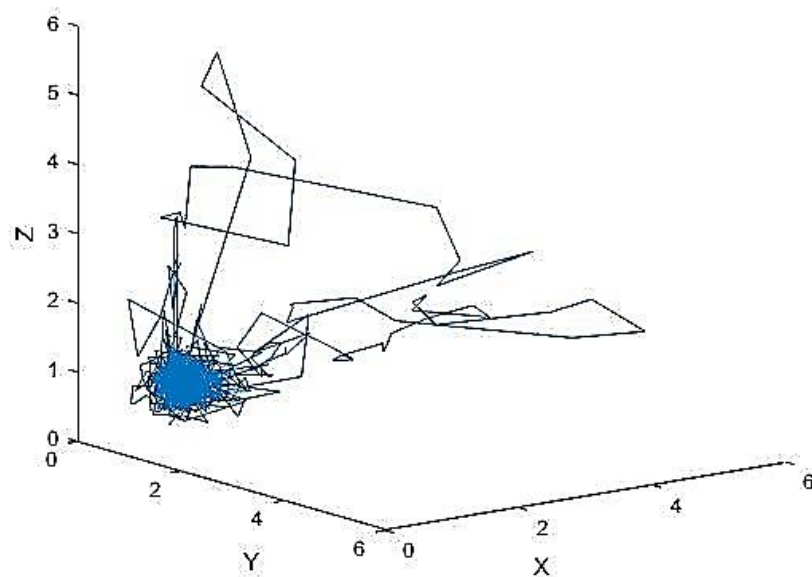


Рис. 2.2.4. Фазовий портрет дивного атрактора

Враховуючи отримані результати аналізу поведінки часових рядів, якими представлені результати хімічного аналізу чавуну на випуску, можна вважати обґрунтованою гіпотезу про фрактальний характер досліджуваних часових рядів. Тому побудова прогнозу на основі традиційних методів не призведе до необхідного за своєю точністю та достовірністю результату. Класичні лінійні моделі часто не здатні врахувати складну внутрішню структуру та нелінійні залежності, що притаманні динамічним системам. Таким чином, процес прогнозування часових рядів вимагає використання нових методів, які є найбільш адекватними природі процесу. Зокрема, доцільним є впровадження інструментів фрактального аналізу та інтелектуальних систем, які дозволяють

глибше інтерпретувати хаотичні коливання та приховані закономірності в даних [81].

2.3 Дослідження часових рядів даних за допомогою методів нелінійної динаміки та динамічного хаосу

Комплексний аналіз часових рядів методами нелінійної динаміки включає такі етапи:

- Етап візуалізації часового ряду.
- Обчислення метричних характеристик, що дозволяють діагностувати тип динаміки.
- Побудова фазового портрета досліджуваного часового ряду.
- Розкладання фазового портрета на квазіцикли.
- Проведення аналізу еволюції центрів квазіциклів та еволюції розмірів (площі) їх габаритних прямокутників, а також характер обігу ланок квазіциклів, приділяючи особливу увагу наявності ланок, що мають напрямок обертання проти годинникової стрілки.
- Побудова прогнозу: або локального, шляхом пошуку близьких траєкторій, або глобального, шляхом реконструкції атрактора [82].

Рис. 2.3.1 демонструє візуальний портрет типового часового ряду даних про відсотковий вміст кремнію ($\text{Si}, \%$) у хімічному складі чавуну на випуску. На рисунку чітко видно характерні викиди даних великої амплітуди, що може вказувати на зміни поведінки процесу, зумовлені причинами, які ми розглянемо пізніше.



Рис. 2.3.1. Візуальний портрет типового часового ряду

2.3.1 Дослідження та аналіз кількісних характеристик часових рядів

На основі досліджуваного часового ряду можна обчислити кореляційну ентропію K , яка показує ступінь розбіжності близьких фазових траєкторій та дозволяє оцінити кількість інформації, необхідної для прогнозу поведінки процесу в майбутньому. Кореляційна ентропія визначає нижню межу ентропії Колмогорова - Сина (визначає швидкість втрати інформації про стан системи та дозволяє судити про те, наскільки динамічна система хаотична).

На рис. 2.3.2 наведено залежність кореляційної ентропії від розмірності простору вкладення n досліджуваного часового ряду.

Відсутність зростання кореляційної ентропії в ході дослідження є вагомим індикатором, що свідчить про наявність вираженої хаотичної складової в системі, яка, проте, має детерміновану природу. Отримане розрахункове значення показника K виявилось достатньо малим ($K = 0,636$), що є позитивною ознакою для аналізу динаміки системи. Така величина вказує на низьку швидкість втрати інформації про початковий стан часового ряду, що визначає хорошу трендостійкість і стабільність внутрішніх зв'язків процесу.

Виходячи з отриманих даних, можна встановити часові межі ефективного моделювання: процес залишається передбачуваним приблизно на 4–6 кроків уперед.

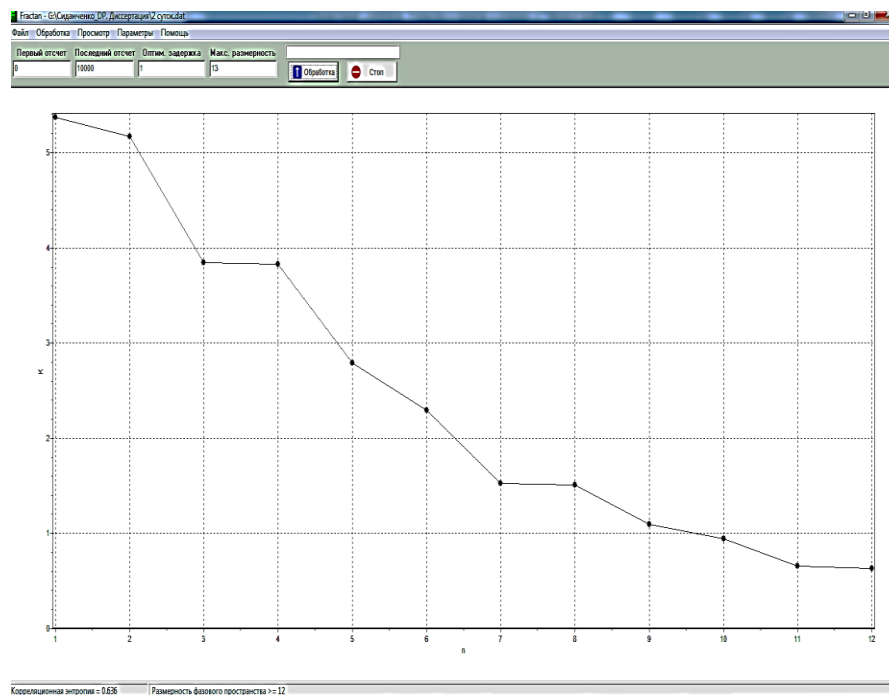


Рис. 2.3.2. Залежність кореляційної ентропії від розмірності вкладення

Одна з основних і найінформативніших характеристик хаотичних процесів кореляційна розмірність відновленого атратора D - показує ступінь складності системи, що зароджує процес, який спостерігається [82],[83]. Чим складніша система, тим більше рівнянь потрібно для її опису, тим більша кореляційна розмірність, а сам процес ближчий за своїми характеристиками до білого шуму. Таким чином, цю величину можна розглядати як міру стохастичності процесу $D = 9,876$. Відомо, що кореляційна розмірність більше п'яти передбачає істотний вплив випадкових складових. Тоді можна залишити гіпотезу про те, що досліджувані ряди мають детермінований хаотичний характер зі стохастичними компонентами, а їх фазовий портрет є дивним атратором.

Першим кроком в ідентифікації хаотичного процесу є аналіз часового ряду, що генерується динамічною системою. Цей аналіз є ключовим, оскільки він дозволяє визначити унікальні характеристики атрактора системи, включаючи розмір простору вкладення та часову затримку сигналу.

Процес аналізу часового ряду починається з побудови фазового простору, що дозволяє візуалізувати динамічну поведінку системи. Для цього використовується метод вкладення, який передбачає перетворення одного виміру часового ряду у багатовимірний простір. Вибір правильних параметрів, таких як розмір простору вкладення та часова затримка сигналу, є критично важливим для точного відображення динаміки системи.

Розмір простору вкладення визначає кількість вимірів, необхідних для адекватного представлення фазового простору системи. Він вибирається таким чином, щоб мінімізувати втрату інформації про динаміку системи. Занадто маленький розмір простору вкладення може призвести до накладання траєкторій, що ускладнює ідентифікацію атрактора, в той час як занадто великий розмір вкладення може внести зайві виміри, що збільшить обчислювальні витрати.

Часова затримка сигналу визначається за допомогою методів, таких як автокореляційна функція або взаємна інформація. Вона повинна бути обрана таким чином, щоб максимально зберегти динамічну структуру системи, дозволяючи розкрити приховані закономірності в часовому ряді [67].

Отримані показники є входними параметрами обчислення значення старшого показника Ляпунова для часового ряду, позитивне значення якого ідентифікує присутність хаотичних процесів у досліджуваній системі.

Дане дослідження проводилося у програмному середовищі Matlab та Fractan, на основі реальних даних про відсотковий вміст кремнію в чавуні, які були отримані в різні моменти часу, на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча [81].

Для кількісної характеристики та виявлення закономірностей, пов'язаних з динамікою системи, необхідно детальний аналіз геометричного образу

динамічного режиму – атрактора, що є так званим притягуючим безліччю траєкторій системи в D -мірному фазовому (або псевдофазовому) просторі. Координатами фазового простору є динамічні змінні процесу. Кожному типу динамічної поведінки відповідає власний атрактор і, звісно, його геометричний образ – фазовий портрет. Наприклад, динаміці 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 (рис. 2.3.1) у нормованих координатних осях наведено на рис. 2.3.3.

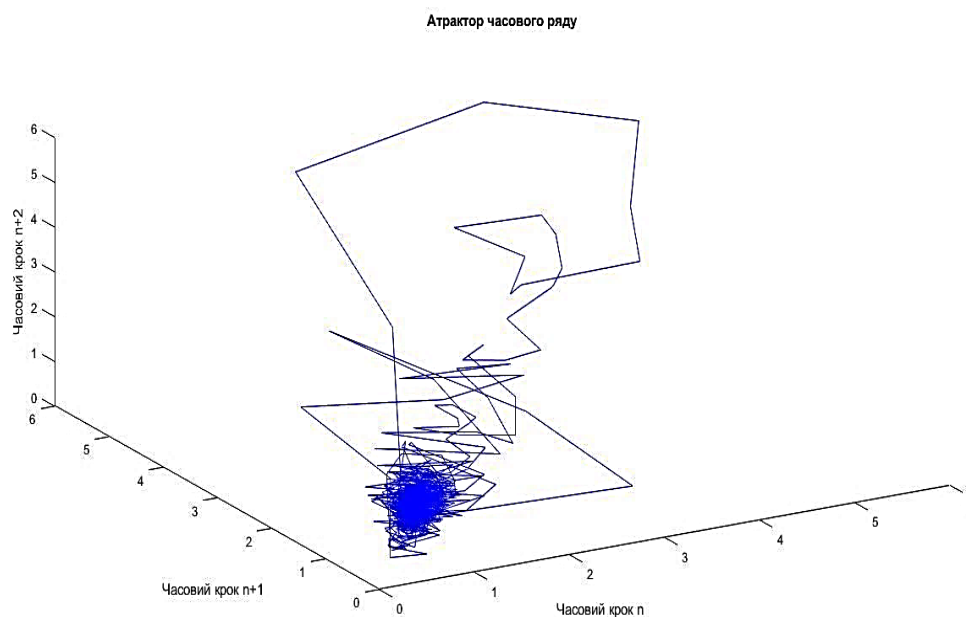


Рис. 2.3.3. Вигляд дивного атрактора

Тут чітко видно область тяжіння, що є щільним «ядром». Ця область тяжіння свідчить про наявність структурованої динаміки в системі, де траєкторії мають тенденцію притягуватись до певної області фазового простору,

утворюючи складну, але організовану геометричну структуру. Дивний атрактор демонструє характерні властивості хаотичних систем, такі як чутливість до початкових умов та наявність самоподібних структур на різних масштабах.

У той самий час для випадкової послідовності, як зазначалося вище, точки відновленого псевдоатрактора утворюють безструктурну хмару в лаговому просторі. Це означає, що у разі випадкових процесів відсутня будь-яка впорядкована структура, і точки розташовані хаотично без видимого закономірного патерну. Такі послідовності не демонструють властивостей тяжіння до певних областей фазового простору, що є характерним для детермінованих динамічних систем.

Дослідження, проведені Такенсом [79], доводять, що використовуючи лише одну координату динамічної системи, можна реконструювати вихідний атрактор у просторі точок із затримками:

$$[x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + (m - 1) * \tau)] \in R^m,$$

таким чином, що він зберігатиме найважливіші топологічні властивості та динаміку оригінального атрактора. Розмірність простору вкладення m визначається за формулою (2.3):

$$m \geq 2\{d\} + 1, \quad (2.3)$$

де d – фрактальна розмірність атрактора. Фігурні скобки вказують на те, що враховується лише ціле значення d .

Таким чином, насамперед, для виконання повноцінного аналізу хаотичних процесів потрібно визначити параметри вкладення динамічної системи, необхідні для максимальної передбачуваності хаотичного процесу, а саме відповідну часову затримку сигналу τ та розмірність вкладення m [66].

Для знаходження τ автором було використано метод автокореляційної функції (АКФ) [67].

Вибір найбільш адекватної часової затримки проводиться відповідно до першого нульового або близького нульового значення автокореляційної функції [12],[13]. Для досліджуваного часового ряду перше наближення графіка автокореляційної функції ряду (рис. 2.8) до нуля в точці 1 (рис. 2.3.4.), отже найбільш підходяща часова затримка відповідно до даного методу дорівнює 1.

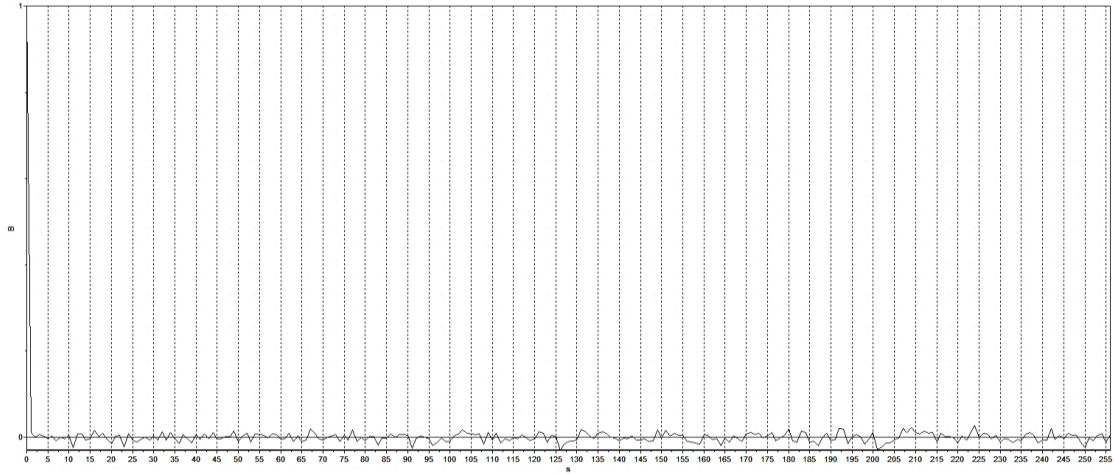


Рис. 2.3.4. Автокореляційна функція

Далі необхідно вибрати розмірність простору вкладення m , оцінка якої може бути проведена відповідно до формули (2.3), розмірність простору вкладення може бути знайдена через попереднє визначення фрактальної розмірності атрактора d .

Для розрахунку фрактальної розмірності атрактора d було використано програмне забезпечення Fractan 4.4 [67]. Розрахункове значення для досліджуваного часового ряду склало $d = 1,3811 \pm 0,1261$, а значення $m = 3$, що відповідає умовам формули (2.3).

Старший показник Ляпунова, що характеризує ступінь експоненційної розбіжності близьких траєкторій, позитивне значення якого означає, що будь-які дві близькі траєкторії швидко розходяться з часом, отже, система чутлива до значень початкових умов дозволяє ідентифікувати динамічну систему з точки зору присутності в ній хаотичної поведінки [67]. Розрахунок старшого показника Ляпунова для досліджуваного часового ряду був виконаний з використанням програмного середовища Matlab та функції "lyap_exp".

Старший показник Ляпунова для часових рядів значень про вміст кремнію у чавуні на випуску доменної печі склав 0,3521 і 0,3579 для часових рядів 1 і 2 відповідно, що свідчить про підтвердження висунутої у цій роботі гіпотези про наявність хаотичних властивостей аналізованих часових рядів. Величина старшого показника Ляпунова сама по собі не має високої інформативності, при її розрахунку основна увага приділяється виключно її знаку. Позитивне значення свідчить про те, що аналізована динамічна система має хаотичні властивості.

У нелінійних динамічних системах дуже важливою є візуальна оцінка, тому особливу увагу варто приділити інтерпретації спектограми старшого показника Ляпунова для досліджуваного часового ряду (рис. 2.3.5).

У контексті аналізу часових рядів, спектрограма допоможе візуалізувати зміни в частотній області ряду даних, що буде корисним при аналізі його динаміки та розумінні характеру коливань [67].

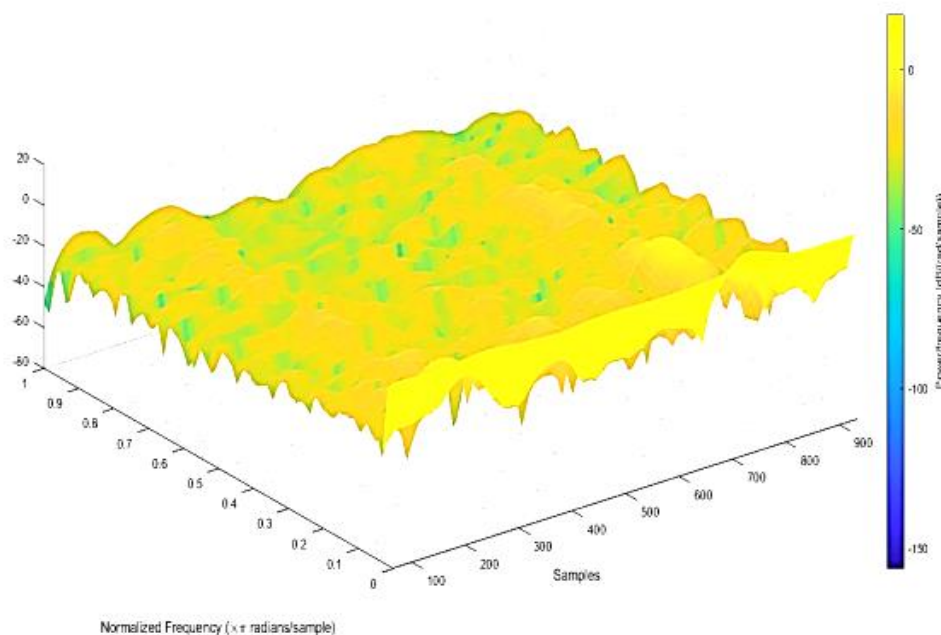


Рис. 2.3.5. Спектрограма старшого показника Ляпунова досліджуваного часового ряду 3D

Як видно з рис. 2.3.5., на спектрограмі переважає жовтий колір (позитивна область), з поодинокими ділянками зеленого кольору (ближче до негативного значення), це може вказувати на відносно стабільні періоди, коли система

перебуває у більш передбачуваному стані. Однак області помаранчевого і зеленого кольорів, що виділяються, ближче до значення зі знаком мінус, можуть свідчити про наявність переходів або на переходи до більш хаотичної поведінки системи. Це може бути пов'язано зі збільшенням невизначеності або зміною в динаміці системи, що призводить до більш складної або менш передбачуваної поведінки.

Отримані характеристики досліджуваного процесу, наведені в таблиці 2.3.1, 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.

Таблиця 2.3.1 - 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

2.3.2 Квазіциклічний аналіз фазового портрета динамічної системи

Фрактальна структура досліджуваних часових рядів породжує тренди обмеженої тривалості та квазіцикли (квазі – грец. якби). За допомогою цього алгоритму вдається виявити та чисельно оцінити такі фундаментальні характеристики часових рядів як наявність довготривалої пам'яті та її глибини, трендостійкості (персистентності) або, навпаки, антиперсистентності тощо. Вплив цих характеристик дозволяє використовувати нові показники (критерії) оцінки процесів, а також будувати прогнозні моделі.

Дослідження поведінки динамічних систем зводиться до вивчення поведінки траєкторій у фазовому просторі. З геометричної точки зору, розбиття

фазового портрета на траєкторії, розуміється геометрична картина взаємного розташування фазових траєкторій у просторі.

Згадане вище розкладання фазового портрета на квазіцикли істотно базується на візуалізації графічного представлення фрагментів даного фазового портрета. При цьому береться до уваги напрямок обертання «за» або «проти» годинникової стрілки ланок, які з'єднують сусідні точки фрагмента даної фазової траєкторії.

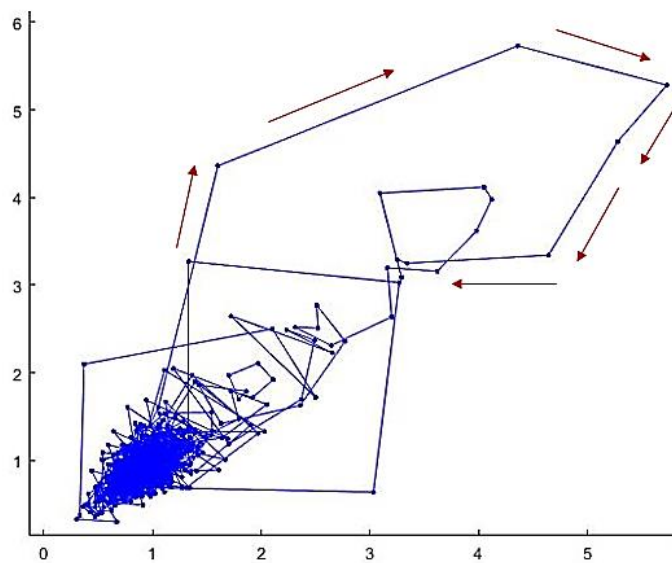


Рис. 2.3.6. Розкладання на квазіцикли фазового портрета часового ряду, яким представлені результати хімічного аналізу чавуну на випуску

Для побудови квазіциклів було використано правило: кінцева точка квазіциклу визначається або першим самоперетинанням ланки з попередніми ланками, або досить близькою відстанню до початкової точки цього квазіциклу. Ланки квазіциклів мають напрямок обертання за годинниковою стрілкою (рис. 2.3.6), що можна розглядати як оцінку мінімального ризику помилкового прогнозування часових рядів, що розглядаються, на основі базових характеристик квазіциклів і їх фазового портрета. Зі сказаного стає зрозумілим, що є достатні передумови для надійного прогнозування значень часових рядів якими представлені результати хімічного аналізу чавуну на випуску [67].

2.3.3 Фазовий біфуркаційний аналіз

Моделювання нелінійних динамічних систем пов'язане з проявами детермінованого хаосу. Причиною його появи є нестійкість по відношенню до початкових умов та параметрів. Вибір досліджуваного діапазону зміни параметрів системи є базовим завданням біфуркаційного аналізу, вирішення якого може бути ускладнене недосконалістю графічних інструментів.

Фазовий біфуркаційний аналіз нелінійних динамічних систем, дозволяє визначити зони біфуркації (коли система різко змінює характер роботи), в умовах доменного виробництва це може свідчити про різні аварійні ситуації, такі як прорив горна або зміна сировини [84]-[86].

Властивості зон біфуркації:

- Непередбачуваність. Зазвичай зони біфуркації мають кілька гілочок атрактора (стійких режимів роботи), по одному з яких піде система. Однак наперед неможливо передбачити, який новий атрактор займе система.
- Зона біфуркації має короткочасний характер і поділяє більш тривалі стійкі режими системи.
- Каскадні ефекти. У деяких випадках зони біфуркації можуть викликати каскадні ефекти, коли зміна параметрів в одній зоні призводить до наступних змін в інших зонах.

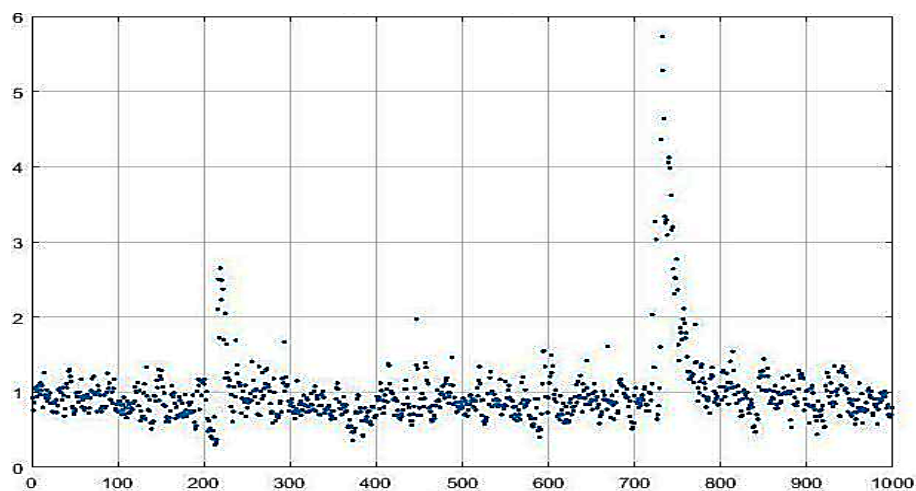
На біфуркаційній діаграмі кожна точка є значенням параметра хімічного аналізу чавуну в певний момент часу. Горизонтальна вісь відображатиме час (кількість точок), а вертикальна вісь – значення параметра хімічного аналізу.

У випадку, коли точки біфуркації є переломними точками, де відбувається зміна структури чи динаміки системи, виникає потреба додаткового аналізу даних.

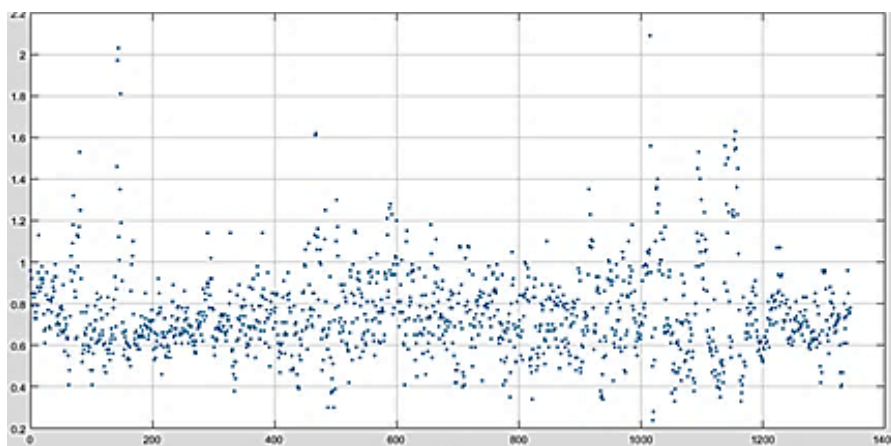
У процесі дослідження був написаний код для побудови біфуркаційної діаграми на мові програмування Matlab. Для більшої інформативності було проведено 2 експерименти щодо дослідження даних про хімічний склад на

наявність зон біфуркації. Перший з використанням 1000 значень про хімічний склад, другий з використанням 1400 значень.

У результаті роботи програми отримано графіки (рис. 2.3.7).



Біфуркаційний аналіз даних за часовий період з 2011-01-01 01:04:00.0 до
2011-05-12 11:56:00.0



Біфуркаційний аналіз даних за часовий період з 2012-01-01 12:03:00.0 до
2012-04-24 06:03:00.0

Рис. 2.3.7. Біфуркаційні діаграми

Загальні спостереження та висновки, які можна зробити під час аналізу біфуркаційних діаграм:

- На діаграмах видно точки, де значення хімічного аналізу значно змінюються або відбуваються різкі зміни. Ці точки можуть вказувати на наявність біфуркацій або переходів системи з одного стану до іншого.

– На діаграмі видно стійкі значення хімічного аналізу, це може свідчити про існування стійких станів системи;

– На діаграмі спостерігаються переходи між різними значеннями хімічного аналізу чи виникнення осциляцій, це може вказувати на зміну динаміки системи (зміни параметра чи умов).

Беручи до уваги отримані результати дослідження, можна створити модель, яка відображатиме поведінку досліджуваного процесу в часі [67].

2.4 Висновки за другим розділом

У цьому розділі розглянуто вирішення одного із основних завдань, що присвячене дослідженню стохастичних властивостей реальних даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі. Основні кількісні та якісні результати цього розділу:

– Доведено що застосування традиційних методів, що ґрунтуються на гаусівському характері стохастичних процесів, є недоцільним при аналізі даних про хімічний склад чавуну, оскільки вони не враховують наявності хаотичних процесів у досліджуваних часових рядах.

– Експериментальні дослідження часових рядів даних про хімічний склад чавуну дозволили реконструювати дивний атрактор динамічної системи, геометричним образом якого у фазовому просторі є фрактальний об'єкт. Зовнішній вигляд геометричного образу даного часового ряду чітко відображає одне ядро, що вказує на єдину область тяжіння траєкторій руху динамічної системи.

– На підставі обчисленої фрактальної розмірності атрактора визначено розмірність простору вкладення, що дозволяє оцінити максимальний період прогнозу.

– Для візуальної оцінки динамічних властивостей досліджуваної нелінійної системи було побудовано спектрограму старшого показника Ляпунова, що дозволяє визначити особливості її поведінки.

– Результат аналізу квазіциклів показав, що їх ланки мають напрямок обертання за годинниковою стрілкою, що в свою чергу говорить про невеликий ризик помилкового прогнозу.

– У процесі біфуркаційного аналізу були виявлені зони біфуркації, а також переходи між різними станами системи, що в свою чергу може вказувати на зміни робочої сировини або технології виробництва.

РОЗДІЛ 3

АВТОМАТИЗОВАНА ОЦІНКА ТА ПРОГНОЗ

ДАНИХ ПРО ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ

ДОМЕННОЇ ПЕЧІ

Ґрунтуючись на матеріалах робіт [42], [67], [73], в яких представлені обґрунтування гіпотези про фрактальний характер часових рядів даних хімічного аналізу чавуну на випуску доменної печі, було зроблено висновок, що традиційні методи прогнозування неадекватні характеру досліджуваних процесів.

Як рішення поставлених задач, автором запропоновано модифікований алгоритм фільтра Калмана. Цей метод є розширенням класичного фільтра Калмана. 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.

Впровадження запропонованого модифікованого фільтра Калмана дозволить оптимізувати процеси змішування сировини, забезпечуючи мінімізацію витрат та покращення якості кінцевого продукту.

3.1 Розробка моделі процесу та методу автоматизованої оцінки і прогнозу даних про хімічний склад чавуну

Для застосування теорії фільтрації та прогнозу до технічних систем необхідна розробка математичної теорії, а також методів моделювання систем,

синтезу фільтрів-прогнозаторів та їх практичної реалізації. Для лінійних систем з лінійними вимірами при гаусівських шумах теорія фільтрації добре розроблена та існують точні алгоритми оптимальних рішень. Однак для інженерної практики потрібні надійні методи вирішення задач моделювання, проєктування та реалізації фільтрів-прогнозаторів, адекватних досліджуваним сигналам.

На практиці, як правило, замість визначення «оптимальний» застосовують термін «субоптимальний». Оскільки оптимізація характеристик фільтра зазвичай передбачає безліч впливових факторів, це сильно ускладнює або робить неможливим аналітичний опис процесу. Тому оптимальне рішення зазвичай використовується лише для оцінки описаного реального фільтра при відомій аналітичній моделі досліджуваного сигналу.

Існує кілька основних методів фільтрації та прогнозу стохастичних процесів. Відправною точкою стали роботи Колмогорова А.Н. та Вінера Н. Однак практичне застосування ці роботи отримали не відразу. Це пояснюється труднощами, по-перше, отримання точних рішень інтегральних рівнянь Вольтерри, по-друге, ідентифікації необхідного спектрального розподілу сигналів і шумів і, по-третє, фізичної системи реалізації. Багато систем, що представляють практичний інтерес, просто не відповідали пропозиціям, прийнятим в теорії фільтра Вінера [87], [88].

Розробка фільтра Калмана - Бюсі [89], [90] в 1960-х роках відкинула багато обмежень теорії Колмогорова - Вінера. Крім того, рішення рівняння Ріккати у вигляді рекурентного обчислюваного алгоритму дозволило створити прямий синтез схеми оцінки за допомогою ЕОМ і отримати оцінку та прогнозний сигнал у реальному масштабі часу.

Для оцінки та прогнозу фрактальних часових рядів автором розроблена модифікована процедура фільтра Калмана [81]. Розглянемо застосування цієї процедури для прогнозування реальних даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі.

Отримання оцінок поточного значення у вигляді залежності від попередніх значень дає можливість простою заміною n -ї оцінки на $n + k$ здійснювати прогнозування процесу на k кроків вперед.

Для випадку дискретних вимірювань сигналу S_n представимо його у вигляді адитивної суміші

$$S_n = X_n + Q_n, \quad (3.1)$$

де X_n - корисний сигнал; Q_n - адитивний шум з математичним очікуванням $M[Q_n]=0$;

R - дисперсія шуму, що визначається як

$$R = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2; \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

Відомо, що рівняння фільтра Калмана можна записати у вигляді:

$$\begin{aligned} \hat{X}_n &= F_n \hat{X}_{n-1} + K_n [S_n - H_n F_n \hat{X}_{n-1}] \\ K_n &= A_n H_n^T [H_n A_n H_n^T + R]^{-1} \\ A_n &= F_n P_{n-1} F_n^T \\ P_n &= A_n - K_n H_n A_n. \end{aligned} \quad (3.2)$$

де $\hat{X}_n$ - оціночний вектор стану; F_n - матриця переходу зі стану $n - 1$; в n ; K_n - векторний коефіцієнт підсилення фільтра Калмана (ФК); S_n - виміряне значення сигналу; P_n - матриця помилок; H_n - матриця умов вимірювання. Індекс T означає транспонування матриці.

Рівняння (3.1) може застосовуватися для отримання оцінок напряму, якщо матриця переходу F_n відома, що по суті є аналітичним видом оброблюваної залежності. У нашому випадку аналітичний вигляд функції, а, відповідно,

значення матриці F_n невідомі. Тому доцільно виконати апроксимацію F_n в кожній точці, рядом Тейлора n -го порядку.

У результаті виконання процедури апроксимації матриця переходу буде мати вигляд:

$$F_n = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Знаючи матрицю переходу, можна побудувати модифікований алгоритм фільтра Калмана:

$$\begin{aligned} \hat{x}_n &= \hat{x}_{n-1} + \hat{y}_{n-1} + \hat{z}_{n-1} + \alpha_n C_n \\ \hat{y}_n &= \hat{y}_{n-1} + 2\hat{z}_{n-1} + \beta_n C_n \\ \hat{z}_n &= \hat{z}_{n-1} + \gamma_n C_n \\ C_n &= S_n - \hat{x}_{n-1} - \hat{y}_{n-1} - \hat{z}_{n-1}, \end{aligned} \quad (3.4)$$

де $\alpha_n = P_n^{11}R^{-1}$, $\beta_n = P_n^{21}R^{-1}$, $\gamma_n = P_n^{31}R^{-1}$ — елементи матричного коефіцієнта посилення фільтра $K_n = P_n H_n^T R^{-1}$, обумовлені через елементи матриці P_n (3.2), а y_n та z_n мають сенс відповідно першої та другої похідних.

Однак з таким підходом виникає відома з теорії розбіжність фільтра, обумовлена кінцевим значенням порядку апроксимуючого полінома. Для уникнення розбіжності фільтра ми пропонуємо процедуру обчислення статистики вигляду:

$$B_M = \sum_{l=1}^M b_l, \quad B_0 = 0, \quad l = 1, 2, \dots, M. \quad (3.5)$$

$$b_l = \text{sgn}(S_l - \hat{X}_l) = \begin{cases} +1, & S_l - \hat{X}_l \geq 0 \\ -1, & S_l - \hat{X}_l < 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

на інтервалі $(n - M, n)$. Визначені на цьому інтервалі величини $(B_M - \min B_M)$ та $(\max B_M - B_M)$ порівнюються з порогом h . При перевищенні значення h однієї з величини приймається рішення про розбіжність, параметрам фільтра присвоюється початкове значення, а фільтрація продовжується з моменту $(n - M)$.

Для реалізації процедури прогнозу достатньо в (3.2) ввести $H_n = [000]$, а індекс n представити як $n = n + k$, де k - кількість заздалегідь встановлених кроків прогнозу.

3.2 Розробка модифікованого алгоритму фільтрації і прогнозу

Відповідно до запропонованого методу автоматизованого контролю і прогнозу даних про хімічний склад чавуну, виникає необхідність у створенні ефективного програмного забезпечення для обробки вхідної інформації.

Для детального розгляду архітектури майбутнього програмного продукту та логіки взаємодії його модулів розглянемо блок-схему програмної реалізації фільтра, що наведена на рисунку 3.2.1.

Дана схема наочно демонструє послідовність етапів проходження сигналу: від первинного зчитування даних про концентрацію хімічних елементів у чавуні до їхньої математичної фільтрації та формування масиву для подальшого прогнозування.

Описана структура алгоритму дозволяє забезпечити високу швидкість обчислень та мінімізувати деструктивний вплив випадкових похибок вимірювання, що є критично важливим фактором для ефективного оперативного керування процесом плавки в режимі реального часу. Завдяки оптимізації обчислювальних циклів, система здатна миттєво реагувати на зміну хімічних показників, запобігаючи виникненню браку продукції.

Використання такої архітектури фільтрації допомагає нівелювати технічні завади датчиків та сторонні шуми, що виникають в умовах агресивного

виробничого середовища металургійного цеху. У кінцевому підсумку, це дозволяє технологам отримувати максимально очищені та достовірні дані, які стають надійним фундаментом для прийняття обґрунтованих рішень щодо коригування параметрів плавки, забезпечуючи стабільну якість чавуну та економію ресурсів.

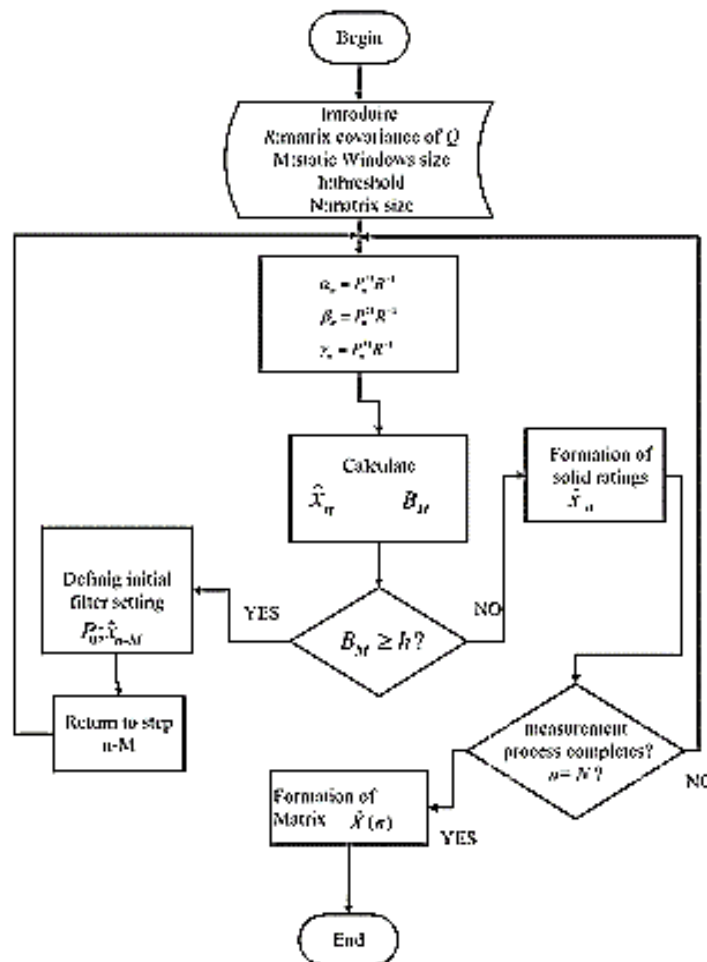


Рис. 3.2.1. Блок схема програмної реалізації модифікованого фільтра Калмана

Спочатку виконується ініціалізація основних параметрів. У якості матриці R , як відомо з теорії фільтрації, прийнята діагональна матриця розміром 3×3 . При цьому елементам головної діагоналі присвоюються значення знайденої дисперсії досліджуваного процесу.

За математичне очікування для нестационарних процесів доцільно встановити значення S_1 .

Для початку роботи запропонованого алгоритму необхідно ввести експериментальні дані які відображають значення основних компонентів хімічного складу чавуну у часі.

У результаті виконаної апроксимації з використанням ряду Тейлора, з'явилася можливість встановити зв'язок між показаннями хімічного складу та компонентами матриці F_n .

На встановлену кількість часових кроків фільтр Калмана реалізує прогноз майбутніх значень хімічних компонентів. Прогноз ґрунтується на попередніх оцінках та параметрах (a_n , b_n , g_n) з урахуванням апроксимації. Це дозволяє передбачити, як зміниться хімічний склад на наступному кроці.

Далі виконується корекція прогнозу з урахуванням нових значень хімічних компонентів (S_n , X_{n-1} , Y_{n-1} , Z_{n-1}). Корекція враховує динаміку системи, що дозволяє зробити оцінку більш точною.

Далі весь процес повторюється. Після досягнення заданої кількості кроків прогнозу реалізується вивід результатів.

3.3 Порівняльний аналіз відомих методів оцінки та прогнозу

З огляду на отримані результати аналізу часових рядів, можна стверджувати, що традиційні методи прогнозування, основані на гаусівському 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 [67].

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 рис. 3.3.1 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). Однією з ключових переваг фільтрів з кінцевою імпульсною характеристикою (КИХ) є їх лінійна фазочастотна характеристика. Це дозволяє зберігати часову структуру сигналу без фазових спотворень, що є важливим для коректної екстраполяції та підвищення стійкості моделі при прогнозуванні майбутніх значень часового ряду. Завдяки відсутності зворотних зв'язків у структурі, такі фільтри є стабільними, що забезпечує відсутність нескінченних автоколивань при обробці вхідних даних.

Крім того, архітектура КИХ-фільтрів відрізняється відносною простотою в налаштуванні коефіцієнтів та меншою обчислювальною складністю порівняно з рекурсивними аналогами. Це дозволяє ефективно реалізовувати їх на базі типових мікропроцесорних систем без значних витрат пам'яті та часу процесора. Зниження апаратних вимог у поєднанні з високою точністю робить їх оптимальним інструментом для роботи в системах де швидкість прийняття рішень безпосередньо впливає на стабільність технологічного процесу

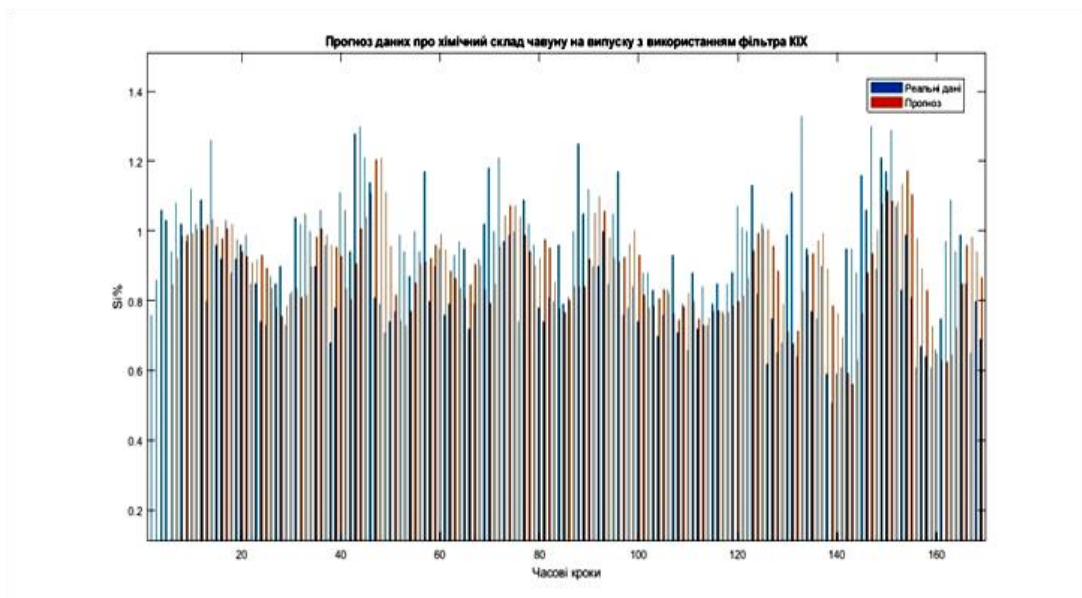


Рис. 3.3.1. Прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні з використанням КИХ фільтра

Результати роботи KIX фільтра проілюстровано на рис. 3.3.1, та представлені у таблиці 3.3.1. Усереднена відносна помилка прогнозу відсоткового вмісту кремнію (Si) у чавуні KIX фільтром склала: 7,2 %.

Таблиця 3.3.1 - Реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні, та прогнозні значення отримані за допомогою KIX фільтра

Реальне значення Si%	Прогнозне
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 KIX фільтра та значення усередненої відносної помилки прогнозу, можна зрозуміти що KIX 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, KIX фільтри можуть виявитися неефективними.

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 з реальними значеннями.

Після прогнозування значень часового ряду відбувається оцінка продуктивності моделі, наприклад шляхом обчислення різних метрик продуктивності. 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 рис. 3.3.2 – 3.3.5 та в таблиці 3.3.2 зображені результати прогнозування з використанням нейронної мережі.

Графік регресії навчання нейронної мережі (рис. 3.3.2) (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.

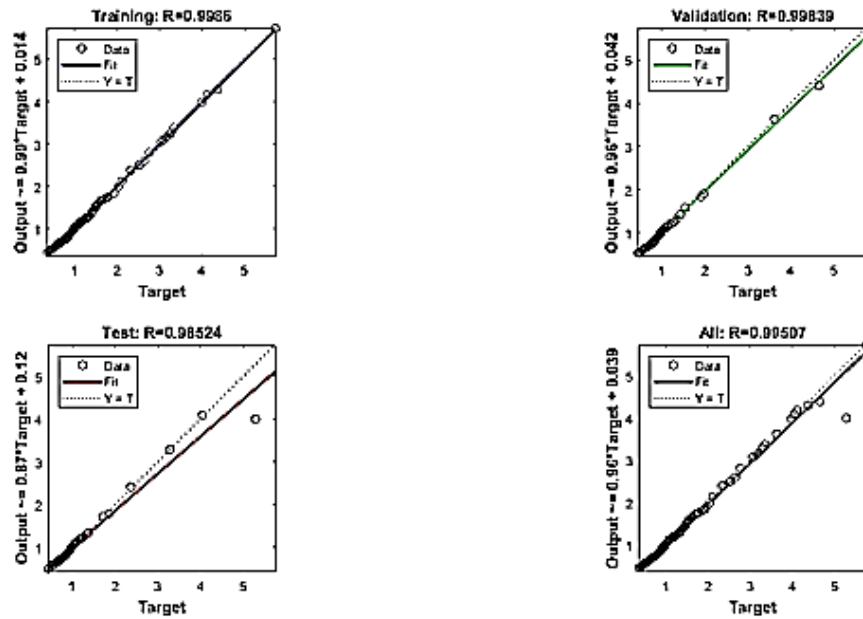


Рис. 3.3.2. Графік регресії навчання нейронної мережі

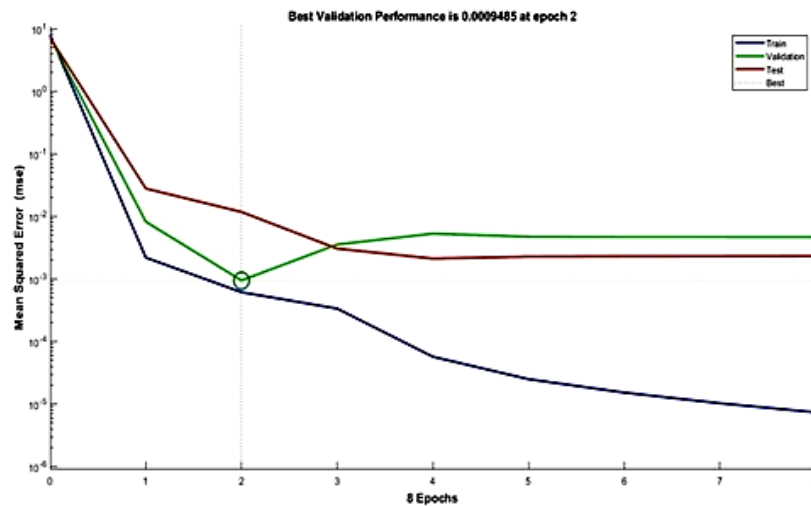


Рис. 3.3.3. Графік найкращої валідаційної продуктивності нейронної мережі

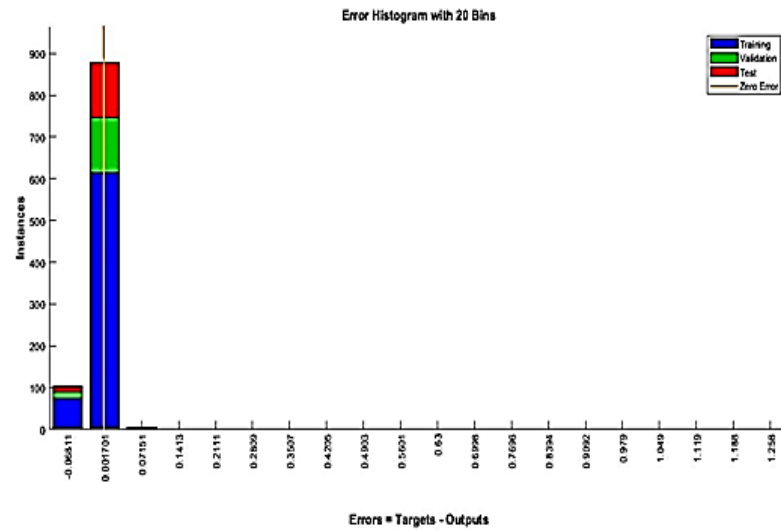


Рис. 3.3.4.. Гістограми помилок навчання нейронної мережі

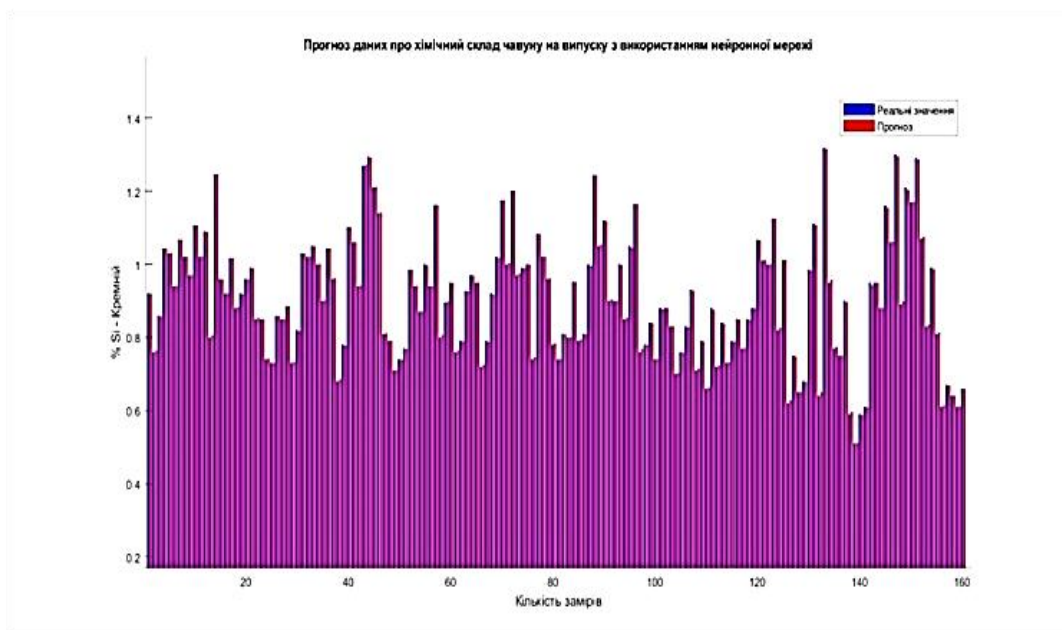


Рис. 3.3.5. Прогноз відсоткового вмісту кремнію у чавуні з використанням нейромережевого алгоритму

Графік найкращої валідаційної продуктивності нейронної мережі (рис. 3.3.3) 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 гістограми помилок навчання нейронної мережі (3.3.4) (Neural Network Training Error Histogram) є розподілом помилок моделі на тренувальних даних.

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 рис. 3.3.5 зображена гістограма, що ілюструє прогноз відсоткового вмісту кремнію (Si) у чавуні, реалізований за допомогою нейромережевого алгоритму. Порівняння реальних і прогнозних значень представлені у таблиці 3.2. Усереднена відносна помилка прогнозу склала: 4,7 %.

Таблиця 3.3.2 - Реальні значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні та прогнозні значення отримані за допомогою нейромережевого алгоритму

Реальне значення Si%	Прогнозне
0,92	0,96
0,76	0,72
0,86	0,82
1,06	1,11
1,03	0,98
0,94	0,89
1,08	1,02
1,02	0,97
0,97	0,92
1,12	1,06

Як видно з отриманих результатів прогнозу, нейромережеві 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 та 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. І цей недолік робить застосування нейронних мереж у системах управління реального часу досить проблематичним.

3.4 Висновок за третім розділом

У даному розділі було обґрунтовано доцільність використання модифікованого фільтра Калмана для автоматизованої оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі. На підставі аналізу літературних джерел і проведених досліджень встановлено, що традиційні методи прогнозування, які ґрунтуються на припущенні про гаусівський характер часових рядів, є недостатньо ефективними для задач подібного типу через фрактальну природу досліджуваного процесу.

Запропонований автором підхід передбачає використання апроксимації матриці переходу в рівняннях фільтра Калмана за допомогою ряду Тейлора, що дозволяє обійти проблему невизначеності аналітичної моделі процесу. Запропонована модифікація забезпечує можливість корекції прогнозу та виявлення розбіжності фільтра, завдяки чому підвищується надійність і точність прогнозів.

Представлено програмну реалізацію алгоритму, яка демонструє практичну придатність методу для задач прогнозування в умовах діючого металургійного виробництва.

Окрім цього, виконано порівняльний аналіз результатів, отриманих за допомогою модифікованого фільтра Калмана та класичного КІХ-фільтра. У результаті проведеного дослідження встановлено, що хоча КІХ-фільтри демонструють задовільні результати в умовах обмеженого шуму, вони поступаються запропонованому підходу за рівнем адаптивності та точності в умовах нестабільних вхідних даних.

Також варто зазначити що на відміну від методів, що базуються на нейронних мережах, запропонований підхід має низку суттєвих переваг. Зокрема, він не потребує великих обсягів навчальних даних, які є обов'язковою умовою для ефективного функціонування більшості моделей глибокого навчання. Крім того, метод забезпечує вищу інтерпретованість результатів, що є критично важливим для промислових систем управління, де кожне управлінське рішення повинно бути обґрунтованим. Запропонований алгоритм також характеризується меншою обчислювальною складністю, що дозволяє реалізувати його в режимі реального часу без необхідності використання високопродуктивного обчислювального обладнання. Це робить його придатним для впровадження безпосередньо у системах автоматизованого керування доменною плавкою.

Таким чином, отримані результати підтверджують ефективність запропонованого методу та доцільність його впровадження в автоматизовані системи контролю та управління доменним виробництвом.

РОЗДІЛ 4

ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ

Як рішення поставлених завдань автором розроблено та 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. Особливою перевагою модифікованого фільтра Калмана у цій задачі є 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.

4.1 Аналіз ефективності модифікованого методу оцінки та прогнозу на прикладі процедури контролю аномальної поведінки ходу доменної печі

Контроль та прогнозування хімічного складу чавуну на випуску доменної печі є критично важливими завданнями для забезпечення високої якості кінцевої продукції та оптимізації виробничих процесів. Точне визначення вмісту ключових елементів у чавуні, таких як кремній, марганець, фосфор та сірка, дозволяє не лише підтримувати стабільну якість кінцевого продукту доменної плавки, але й запобігати можливим дефектам та збоям у подальших етапах металургійного виробництва.

Сучасні засоби контролю та прогнозування хімічного складу часто стикаються з низкою обмежень та проблем. Традиційні методи аналізу, такі як

лабораторні дослідження проб, хоча і мають високу точність, часто не дозволяють забезпечити оперативний моніторинг у реальному часі. Це призводить до затримок отримання даних і знижує ефективність виробничого процесу.

Автоматизовані системи контролю, незважаючи на їх прогресивність, можуть страждати від проблем калібрування, технічних збоїв та обмеженої точності в умовах змінних параметрів роботи доменної печі. Крім того, існуючі методи прогнозування хімічного складу чавуну часто не враховують всіх можливих факторів, що впливають на процес плавки, таких як зміна сировини, коливання температурних режимів і динаміки хімічних реакцій в доменній печі. Це призводить до недостатньої точності прогнозів та збільшує ризик виникнення аномалій та викидів у даних про хімічний склад чавуну [90].

Як зазначалося вище, в рамках дослідження перелічених проблем, автором було запропоновано модифікований алгоритм на базі калманівської фільтрації, який є інваріантний до властивостей оброблюваного процесу, що дозволяє підвищити достовірність і точність прогнозу нестационарних процесів при неможливості отримання їх аналітичної моделі, а також реалізовувати прогноз хімічного складу чавуну в реальному часі на основі раніше отриманих даних з мінімальними відносними помилками [81].

Аналіз наявних автоматизованих систем управління доменним процесом підтверджує різноманітність функцій, технічних можливостей та інформаційних ресурсів, а також ієрархічну структуру цих систем. Огляд фахових публікацій вказує на те, що найвищий рівень автоматизації може бути досягнутий за умови використання автоматизованих систем, які поєднують математичні моделі, базу знань та реально-часові показники плавки.

Запропонований модифікований алгоритм на базі калманівської фільтрації являє собою потужний засіб оцінки та прогнозування. У контексті основного завдання, а саме покращення точності та достовірності прогнозних даних, цей алгоритм має бути впроваджений у систему управління доменною піччю. На даному етапі важливо проаналізувати фактори, які впливають на зміни

хімічного складу під час плавки. Це дозволить з більшою достовірністю визначити необхідний вплив на процес доменної плавки.

Основні фактори, що впливають на склад чавуну, включають витрату коксу та залізорудних матеріалів, параметри комбінованого дуття, властивості шлаку тощо. Важливо також враховувати вплив теплового режиму горна, оскільки він має вирішальне значення для структури чавуну [91]-[93].

Формування структури чавуну відбувається при затвердінні виливки. Основними факторами, що впливають на структуроутворення чавуну, є його хімічний склад та швидкість охолодження виливки у формі.

Кремній (Si) сприяє графітизації чавуну та покращує його ливарні властивості. У сірих чавунах міститься 0,8 - 4,5%.

Фосфор (P) підвищує текучість чавуну, тому допустимий його вміст до 0,4 %, але у відповідних чавунних виливках міститься фосфору менше 0,15 %, так як зі зростанням вмісту фосфору збільшується крихкість чавуну.

Сірка (S) ускладнює графітизацію, збільшує крихкість і погіршує текучість чавуну, тому сірки в чавунах повинно бути не більше 0,1 %.

Відхилення у складі хоча б одного із хімічних елементів чавуну, може призвести до виробничого браку і, як результат, до погіршення економічних показників виробництва.

Для управління таким складним технологічним агрегатом як доменна піч майстер повинен мати у своєму розпорядженні підсистеми вимірювань, оцінювання, зберігання, обробки інформації, а також інтелектуальні системи управління, включаючи блоки прогнозування, які дозволять йому приймати адекватні рішення щодо внесення коректив у технологічні процеси відповідно до вимог регламенту [94].

Виникає необхідність дослідження часових рядів даних про вміст основних хімічних елементів чавуну на випуску на предмет аномалій, які можуть сприяти погіршенню технологічного процесу і як результат, збільшенню виробничого браку.

Для вирішення поставленої задачі було запропоновано застосувати метод трьох сигм (3σ) який є статистичним методом, що використовується для виявлення аномалій даних часових рядів. У контексті аналізу часових рядів цей метод дозволяє виявляти значення, які значно відхиляються від очікуваного діапазону, що базується на характеристиках розподілу даних [95]. Даний метод часто використовується в теорії нормального розподілу, де більшість даних (приблизно 99,7 %) перебувають у межах трьох стандартних відхилень (сигм) від середнього значення.

Застосуємо цей метод, інтегруючи його з модифікованою процедурою калманівської фільтрації, яка полягає у наступному [90].

Ось основні етапи застосування методу:

- Оцінка поточного значення $\hat{x}_n$ (на підставі рівняння (3.2)) та середньоквадратичного відхилення σ (стандартним методом).
- Обчислення статистики B_M з виразу (3.5) з урахуванням (3.6).
- Обчислення значень контрольних меж ($B_M - \min B_M$) та ($\max B_M - B_M$).
- Порівняння значень контрольних меж із порогом $h = 3\sigma$. У разі перевищення значення h однієї з величини контрольних меж приймається рішення про виявлення аномалії.
- Сигналізація про появу аномалії.
- Повернення до процесу оцінки, прогнозу та виявлення аномалії.

Процес попередньої обробки даних базується на алгоритмічному контролі кожного окремого значення часового ряду. Кожен показник піддається верифікації на предмет його входження в установлений діапазон між верхньою та нижньою контрольними межами (довірчий інтервал). Значення, що виходять за ці регламентовані межі, класифікуються як статистичні аномалії або технологічні викиди, що дозволяє очистити вибірку від випадкових шумів та помилок вимірювальної апаратури.

Емпіричну базу дослідження склали реальні часові ряди, що відображають динаміку відсоткового вмісту ключових хімічних компонентів чавуну безпосередньо на випуску з агрегату. Вихідні дані були отримані у різні часові

періоди з двох потужних промислових об'єктів: доменної печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча та доменної печі №1 (ДП-1) Металургійного комбінату «Камет-сталь». Таке поєднання даних з різних підприємств забезпечує універсальність розробленої моделі.

Технологічний цикл передбачає інтервал між випусками тривалістю близько 2 годин, де кожна дискретна точка в ряду відповідає результатам аналізу одного конкретного випуску. Для забезпечення високої достовірності та статистичної значущості прогнозної моделі було використано масив з 800 послідовних точок для кожного хімічного елемента. Такий значний обсяг вибірки дозволяє не лише побудувати точний прогноз, а й врахувати характер теплових процесів всередині доменної печі [90]

У таблиці 4.1.1 представлено значення відсоткового вмісту кремнію у чавуні отримані на доменній печі №1 (ДП-1) Металургійного комбінату «Камет-сталь», які перевищують межу 3σ .

На рис. 4.1.1 – 4.1.2 зображені графіки які ілюструють роботу запропонованого модифікованого алгоритму прогнозу значень часових рядів на базі фільтра Калмана із вбудованою функцією виявлення аномалій із застосуванням функції 3σ .

Де рис. 4.1.1, а - прогноз та оцінка значень хімічного складу кремнію Si; рис. 4.1.1, б - прогноз та оцінка значень хімічного складу сірки S; рис. 4.1.1, в - прогноз та оцінка значень хімічного складу фосфору P.

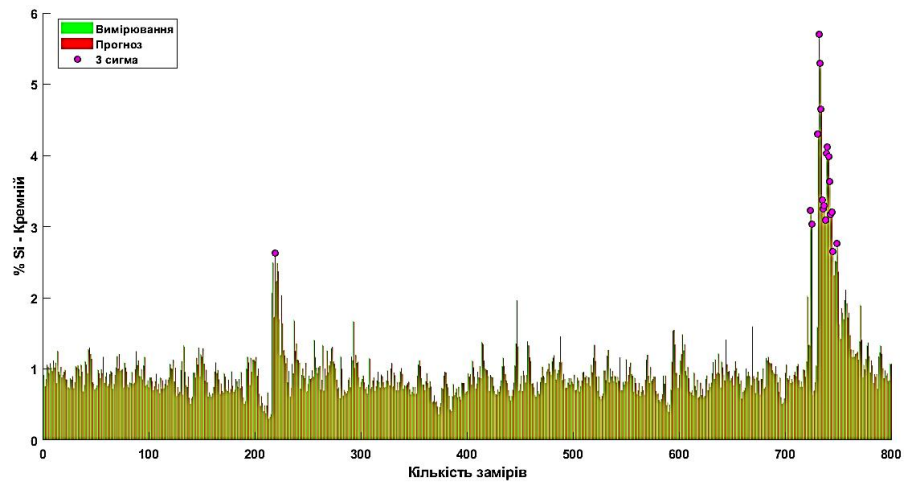
Для наочного представлення результатів моделювання на графіках застосовано чітку колірну диференціацію, яка дозволяє візуально порівняти ефективність запропонованого підходу. Початкові (фактичні) значення концентрації хімічних елементів чавуну, отримані безпосередньо з лабораторних аналізів випусків, відображено насиченим зеленим кольором. Паралельно з ними червоним кольором наведено прогнозні значення, що були розраховані за допомогою авторського алгоритму, що дає змогу оцінити ступінь наближення моделі до реальних технологічних даних.

Окрему увагу приділено ідентифікації критичних відхилень у часовому ряді. Точки рожевого кольору на графіках маркують ті значення, які перевищують встановлену межу 3σ . Поява таких аномалій часто свідчить про приховані порушення в ході технологічного процесу, такі як нерівномірність опускання шихти або зміна теплового стану горна доменної печі.

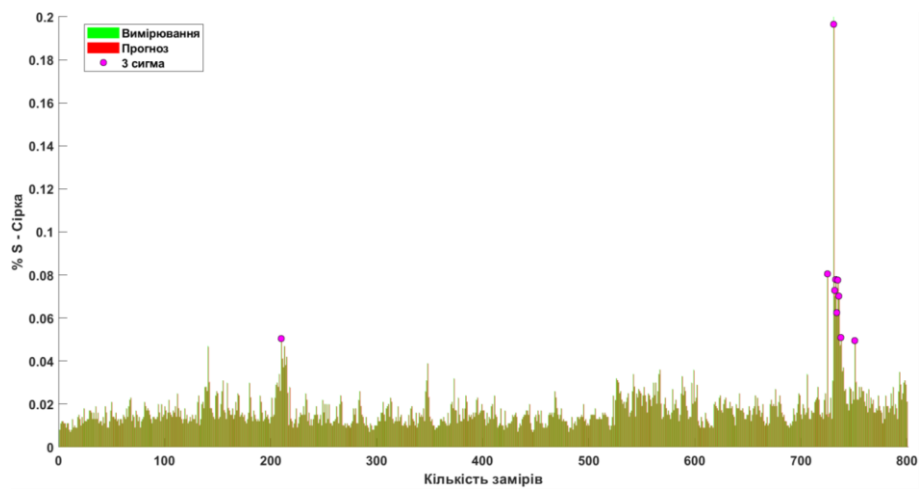
Виявлення та автоматична фіксація цих відхилень у режимі реального часу дозволяє інженерно-технічному персоналу миттєво реагувати на найменшу нестабільність ходу агрегату. Завдяки завчасному попередженню про вихід показників за межі норми, з'являється можливість оперативно вносити необхідні корективи в управління параметрами дуття або завантаження сировини. Це не лише мінімізує ризик отримання бракованого чавуну, а й запобігає аварійним ситуаціям, забезпечуючи стабільну продуктивність та енергоефективність усього доменного комплексу

Таблиця 4.1.1 - Значення відсоткового вмісту кремнію ($Si, \%$) у чавуні, отримані на доменній печі №1 (ДП-1) Металургійного комбінату «Камет-сталь», які перевищують межу 3 сигм

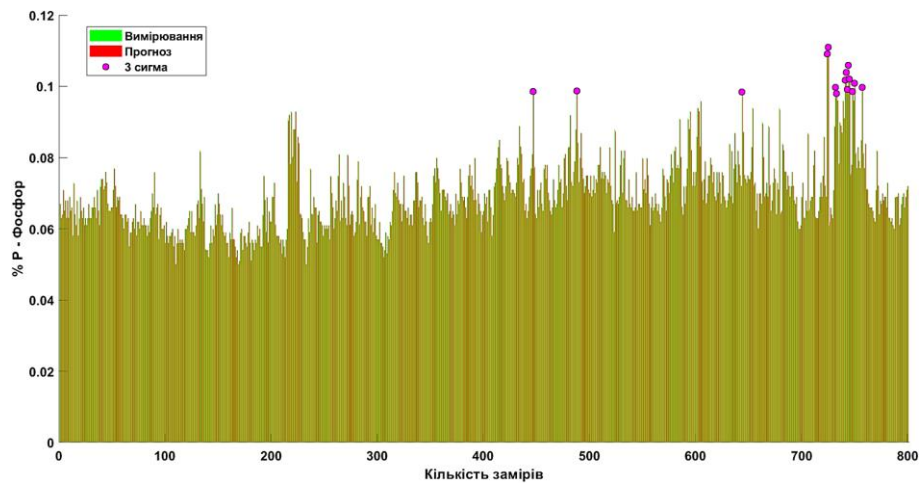
Точка	Дата/Час	Si, %
367	08.07.2024 13:45	0,46
384	10.07.2024 6:30	0,66
444	16.07.2024 16:20	0,56
445	16.07.2024 18:30	0,95
446	17.07.2024 1:50	1,01
447	17.07.2024 4:10	0,98
450	17.07.2024 11:20	1,17



а)

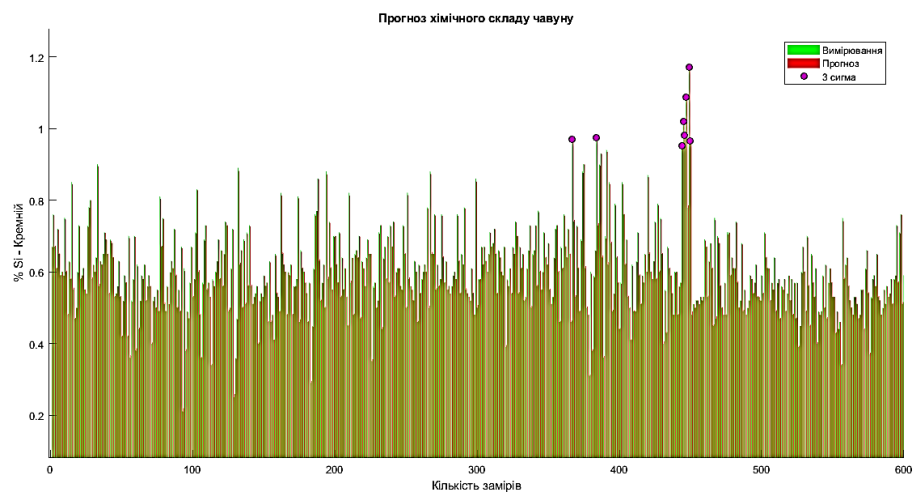


б)

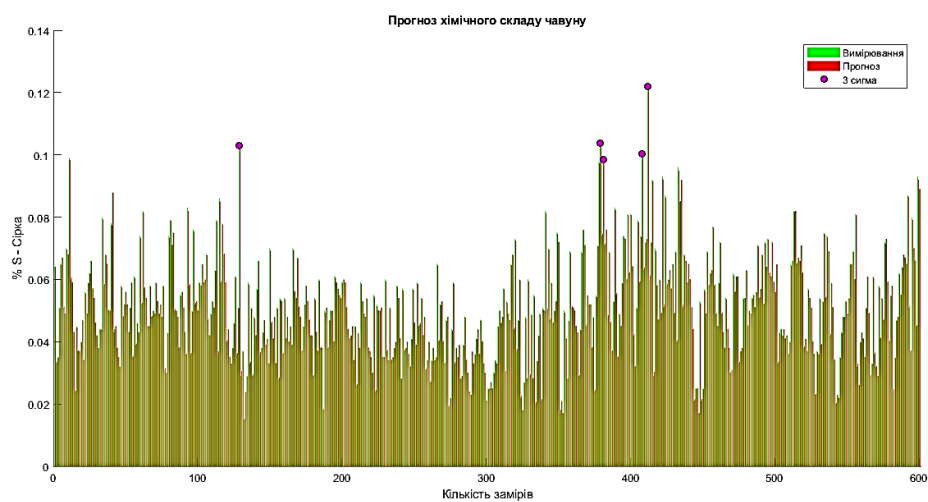


в)

Рис. 4.1.1. Результати роботи алгоритму з функцією виявлення аномалій (прогноз даних отриманих на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча)



а)



б)

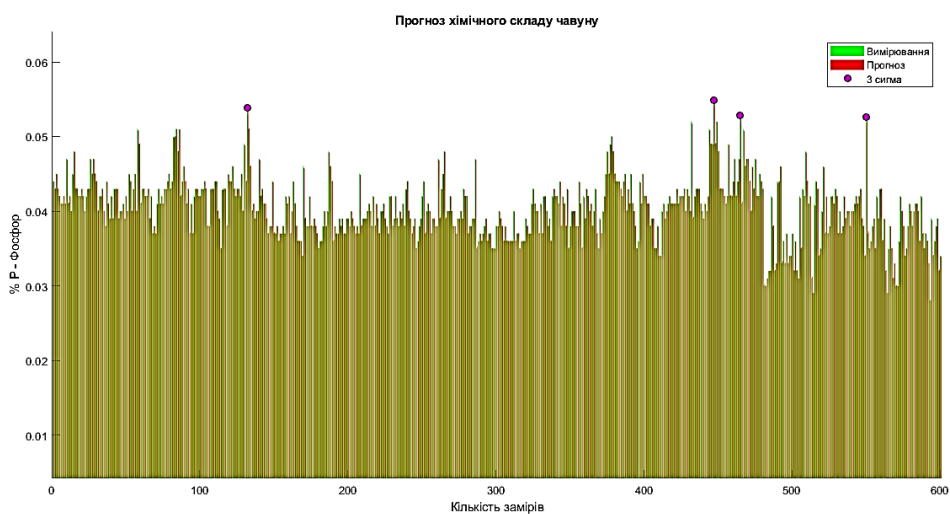


Рис. 4.1.2. Результати роботи алгоритму з функцією виявлення аномалій (прогноз даних отриманих на доменній печі №1 (ДП-1) Металургійного комбінату «Камет-сталь»)

Як видно з отриманих графіків прогнозу основних елементів хімічного складу чавуну, мають місце точки, що значно перевищують поріг 3 сигм, що сигналізує про значні відхилення, які вимагають уважного аналізу оператором доменного цеху. Це може бути пов'язане із технологічними, технічними чи якісними аспектами виробництва. Важливо використовувати ці дані для виявлення причин відхилень та вжиття заходів щодо корекції процесу, щоб забезпечити стабільність та високу якість чавуну на випуску.

4.2 Інтерпретація виявлених аномалій у хімічному складі чавуну з технологічної точки зору

Для підвищення технологічної цінності проведеного дослідження, що стосується виявлення аномалій у часових рядах даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі, необхідним етапом є інтерпретація цих аномалій з точки зору фахівця-технолога. Такий підхід дозволяє не лише фіксувати нестандартні ситуації, а й виявити потенційні технологічні причини їх виникнення, що може бути використано для розробки практичних рекомендацій щодо стабілізації доменного процесу.

На основі проведеного аналізу методом 3σ . були виявлені суттєві відхилення у вмісті кремнію (Si), сірки (S) та фосфору (P) у чавуні. Технологічна інтерпретація цих відхилень наведена нижче:

Si:

Аномально високі концентрації кремнію можуть бути наслідком:

- підвищеного дозування феросиліцію або інших кремнієвмісних домішок;
- зменшення витрати коксу, що призводить до менш інтенсивного відновлення кремнію;
- коливань температурного режиму у нижній частині доменної печі.

S:

Випадки підвищення сірки можуть свідчити про:

- недостатню ефективність десульфурзації (наприклад, через знижену подачу флюсів на основі кальцію або магнію);
- збільшення вмісту сірки у коксі або агломераті;
- збої у роботі системи гарячого продування.

Р:

Аномалії у вмісті фосфору зазвичай пов'язані з:

- підвищеним вмістом фосфору в рудній частині шихти (агломерат, окатиші);
- недостатньо високою температурою у зоні плавлення;
- змінами у співвідношенні основності шлаку, що впливають на фосфоровідновлення.

З метою встановлення причинно-наслідкових зв'язків між виявленими аномаліями та реальними технологічними змінами операторам доменного виробництва варто порівняти моменти виявлення аномалій із наявним журналом змін у доменному цеху, який би містив записи про:

- корекції у витраті сировини;
- планові або аварійні зупинки;
- зміни у режимі дуття;
- відхилення у температурних параметрах.

4.3 Система автоматизованої оцінки та прогнозу хімічного складу чавуну на випуску

Розглянемо приклад можливої інтеграції запропонованої реалізації модифікованого фільтра Калмана до системи управління тепловим режимом доменної печі (рис. 4.3.1), впровадженої на доменній печі № 9 металургійного комбінату «Криворіжсталь». На цей час серед функціонуючих на доменних печах по всьому світу систем контролю й управління лише деякі мають функцію оперативного впливу на процес доменної плавки [67], [73].

Зазначені технологічні недоліки значною мірою зумовлені багаторічним застосуванням методологічно некоректного підходу до аналізу даних про

хімічний склад чавуну безпосередньо під час його випуску. Протягом багатьох десятиліть це призводило до накопичення системних похибок і, як прямий наслідок, до впровадження у виробництво таких прогнозних моделей, що виявлялися абсолютно неадекватними складному та динамічному характеру реального металургійного процесу.

Беручи до уваги стратегічні пріоритети щодо активного впровадження на доменних комплексах України інноваційних автоматизованих систем управління, критично важливим постає завдання докорінного підвищення інформаційного рівня діючих систем централізованого контролю. Це передбачає їхнє обов'язкове доповнення спеціалізованими інтелектуальними блоками для завчасного прогнозування ключових контрольованих параметрів плавки. Лише глибоке та різностороннє аналітичне опрацювання вхідної інформації дозволить вийти на новий рівень керованості виробництвом та значно підвищити реальну ефективність експлуатації наявних засобів технічного контролю [96], [97]

Аналізуючи вищезазначені специфічні особливості формування хімічного складу чавуну, можна дійти обґрунтованого висновку: впровадження механізмів оперативного прогнозування вмісту ключових хімічних елементів є критично необхідним. Базуючись на ретельному опрацюванні масивів раніше отриманих даних та виявленні прихованих закономірностей ходу плавки, такий прогноз створює надійну інформаційну базу для прийняття управлінських рішень.

Це, у свою чергу, дозволяє системі управління або інженерному персоналу завчасно й точно визначити вектор та інтенсивність необхідного керуючого впливу на контрольовані параметри доменного процесу. Завдяки превентивному коригуванню режимів роботи печі стає можливим не лише стабілізувати перебіг плавки, а й гарантовано забезпечити випуск кінцевого продукту, що чітко відповідає заданим стандартам якості та вимогам подальшого переділу. Такий підхід трансформує пасивний моніторинг у систему активного випереджального керування, мінімізуючи ризик отримання бракованої продукції

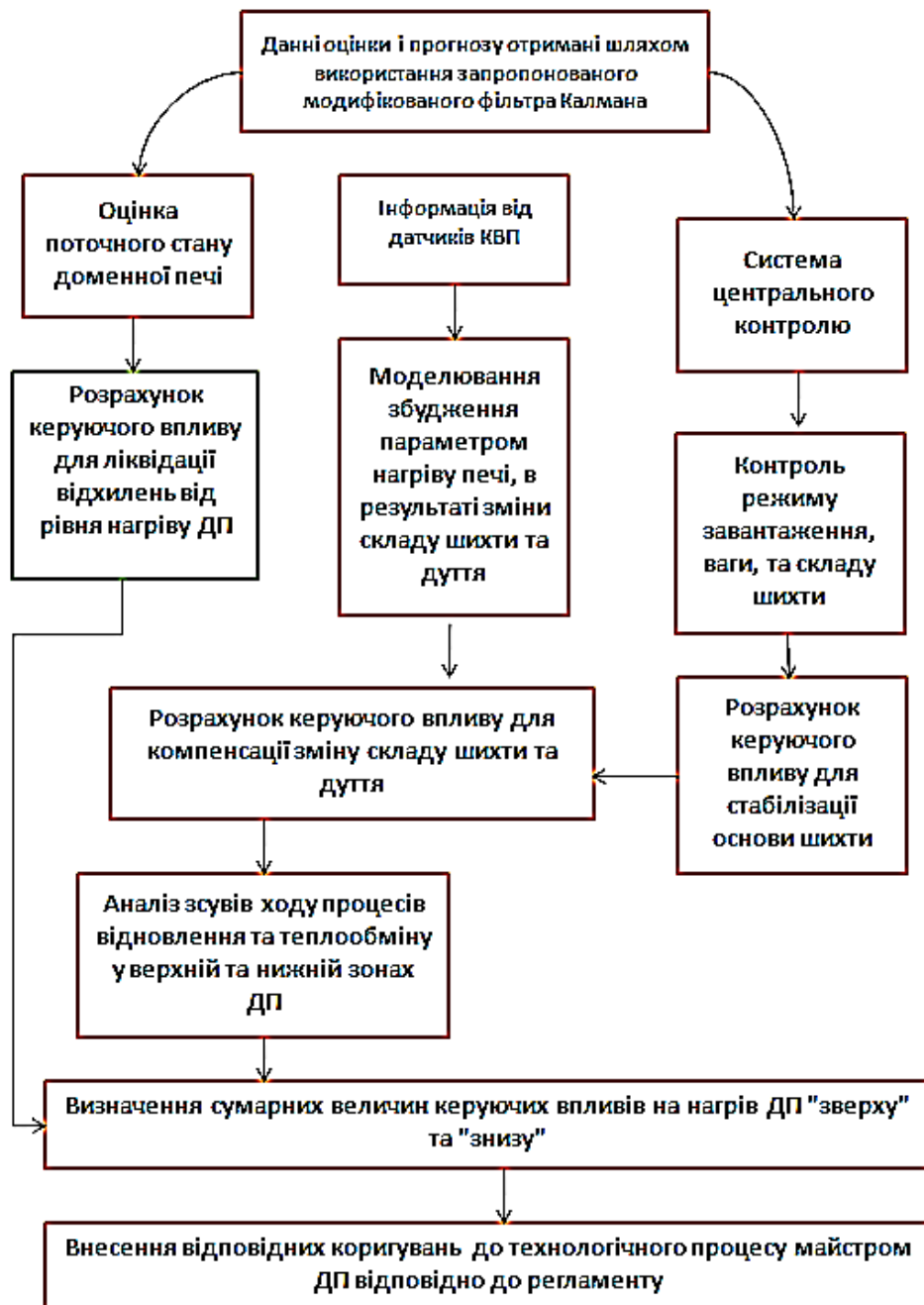


Рис. 4.3.1. Приклад можливої реалізації системи управління з урахуванням застосування запропонованого алгоритму

4.4 Аналіз ефективності метода автоматизованої оцінки та прогнозу при обробці реальних даних про хімічний склад чавуну

У цьому розділі наочно демонструється як запропонований метод на основі модифікованого фільтра Калмана, описаний вище, працює на практиці.

Відповідно до одного з основних завдань дослідження, найбільший інтерес являє собою реалізація прогнозу хімічних компонентів чавуну на основі раніше одержаних реальних даних, з використанням запропонованої адекватної прогнозуючої моделі.

Для побудови прогнозу використовувалися часові ряди, які представляють відсотковий вміст основних хімічних елементів чавуну на випуску ДП (фрагмент наведено на рис. 4.4.1), отримані в різні часові періоди на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча, ці дані були використані в рамках дослідження характеру розподілу, яке докладно описано в розділі 2.

1	date	S	Si	p	mn
2	2011-01-01 01:04:00.0	0.008	0.92	0.067	0.25
3	2011-01-01 03:17:00.0	0.011	0.76	0.063	0.21
4	2011-01-01 05:45:00.0	0.012	0.86	0.064	0.2
5	2011-01-01 07:54:00.0	0.012	1.06	0.071	0.22
6	2011-01-01 09:57:00.0	0.011	1.03	0.065	0.2
7	2011-01-02 12:25:00.0	0.011	0.94	0.068	0.2
8	2011-01-02 02:42:00.0	0.009	1.08	0.063	0.19
9	2011-01-02 04:30:00.0	0.011	1.02	0.068	0.18
10	2011-01-02 07:22:00.0	0.011	0.97	0.063	0.18
11	2011-01-02 08:52:00.0	0.008	1.12	0.069	0.17
12	2011-01-02 10:56:00.0	0.007	1.02	0.065	0.18
13	2011-01-02 02:04:00.0	0.008	1.09	0.066	0.18
14	2011-01-02 03:23:00.0	0.013	0.8	0.058	0.16
15	2011-01-02 05:28:00.0	0.009	1.26	0.073	0.21
16	2011-01-02 07:48:00.0	0.01	0.96	0.064	0.2
17	2011-01-02 09:55:00.0	0.009	0.92	0.061	0.24
18	2011-01-03 12:10:00.0	0.009	1.03	0.068	0.24
19	2011-01-03 02:02:00.0	0.014	0.88	0.058	0.19
20	2011-01-03 04:21:00.0	0.015	0.92	0.063	0.18
21	2011-01-03 07:04:00.0	0.013	0.96	0.069	0.18
22	2011-01-03 08:55:00.0	0.01	0.99	0.065	0.18
23	2011-01-03 11:00:00.0	0.014	0.85	0.063	0.17
24	2011-01-03 01:01:00.0	0.011	0.85	0.066	0.18
25	2011-01-03 03:22:00.0	0.018	0.74	0.061	0.16
26	2011-01-03 05:41:00.0	0.012	0.73	0.063	0.17
27	2011-01-03 07:44:00.0	0.012	0.87	0.061	0.17
28	2011-01-03 09:49:00.0	0.013	0.85	0.063	0.18
29	2011-01-04 12:16:00.0	0.013	0.9	0.067	0.19
30	2011-01-04 02:57:00.0	0.017	0.73	0.063	0.18
31	2011-01-04 05:25:00.0	0.017	0.82	0.063	0.18
32	2011-01-04 07:31:00.0	0.016	1.04	0.066	0.2
33	2011-01-04 12:00:00.0	0.013	1.02	0.066	0.19
34	2011-01-04 12:42:00.0	0.016	1.05	0.069	0.2

Рис. 4.4.1. Дані про хімічний аналіз чавуну на випуску

На рис. 4.4.1 наведена інформація про основні експериментальні дані, на основі яких будувався прогноз.

Реальні дані були отримані шляхом застосування одного чи комплексів традиційних методів, описаних у розділі 1.

Як видно з рис. 4.4.1, інтервал між випусками чавуну становить близько 2 годин. Кожна точка відповідає одному випуску чавуну. Для побудови прогнозу було використано 600 точок (значень відсоткового вмісту кожного хімічного елемента, отриманих після кожного випуску), що відповідає близько 54 добам роботи доменної печі.

Для досягнення більшої точності прогнозу та визначення оптимальної кількості кроків прогнозування з найменшою помилкою, прогноз будувався на 1, 2, 3 кроків уперед для кожного з хімічних компонентів чавуну.

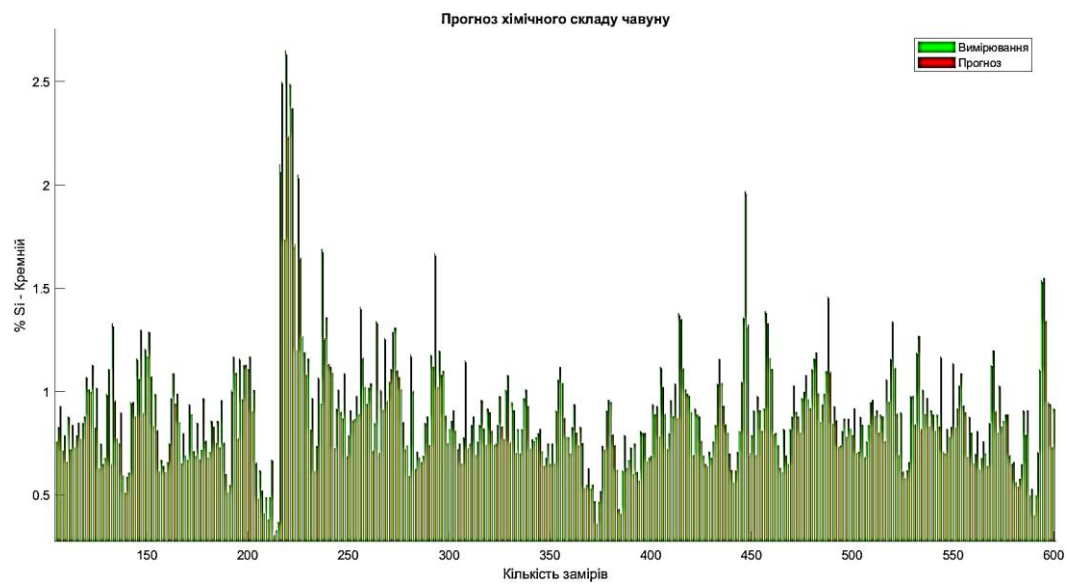
В результаті роботи запропонованого алгоритму були отримані графіки, що демонструють прогноз на задану кількість кроків для кожного з компонентів, а також гістограми що відображають розподіл усередненої відносної помилки прогнозу.

На рис. 4.4.2, зображені гістограми що ілюструють прогноз на 2 кроки вперед (приблизно 4 години роботи доменної печі) для відсоткового вмісту кремнію (Si) та сірки (S).

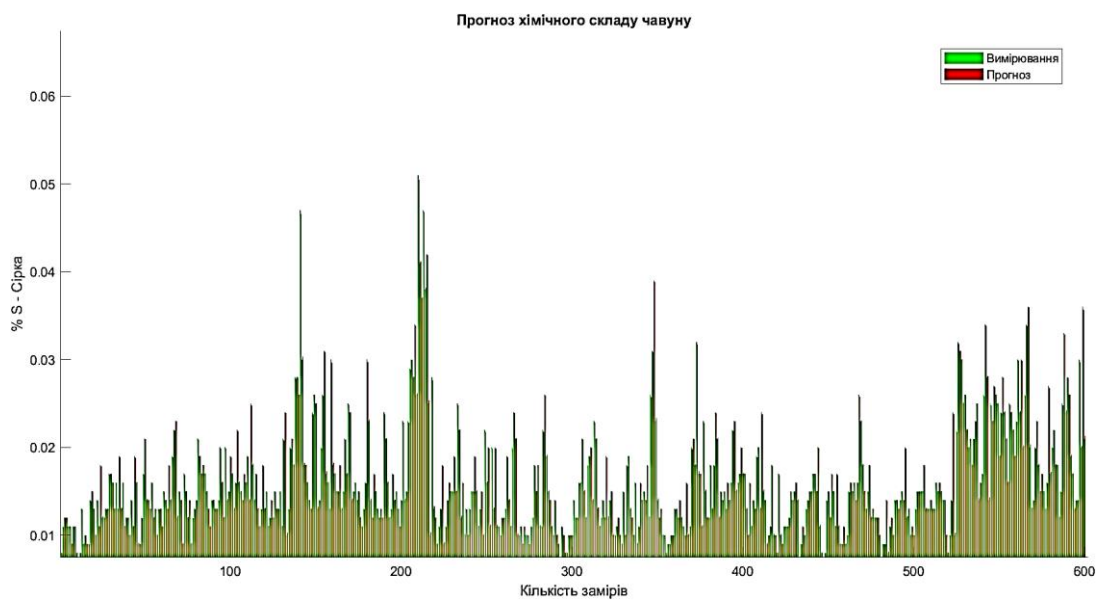
На рис. 4.4.3 наведено графіки розподілу усередненої відносної помилки прогнозу, обчисленої за формулою:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x(i) - x(i)_{np}}{x(i)} \right) \quad (3.7)$$

де $x(i)$ - дійсне значення часового ряду; $x(i)_{np}$ - прогнозне значення; N - обсяг вибірки.

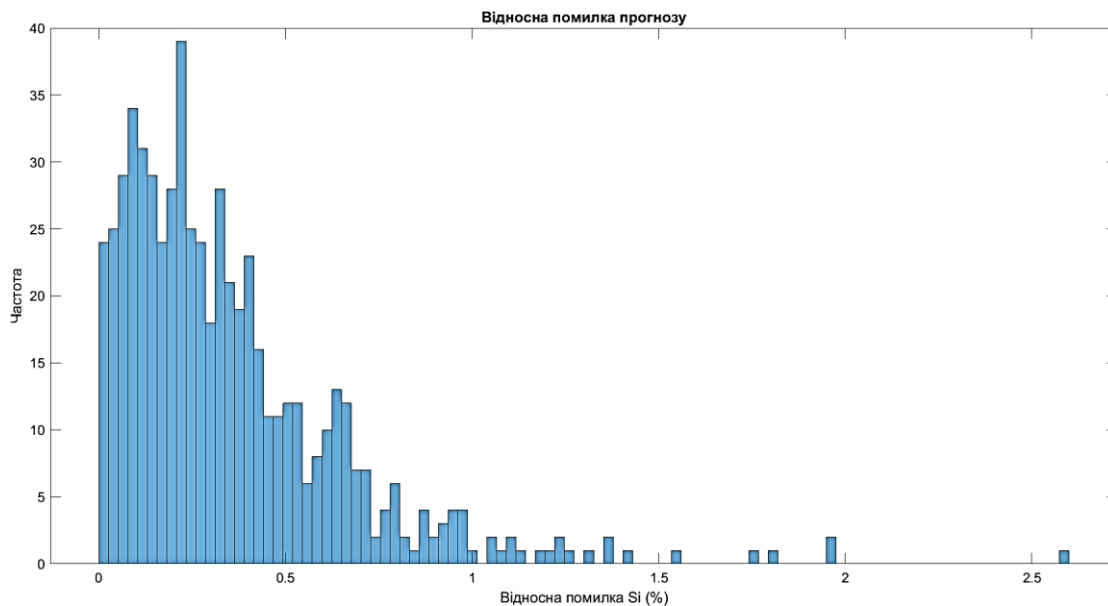


а)

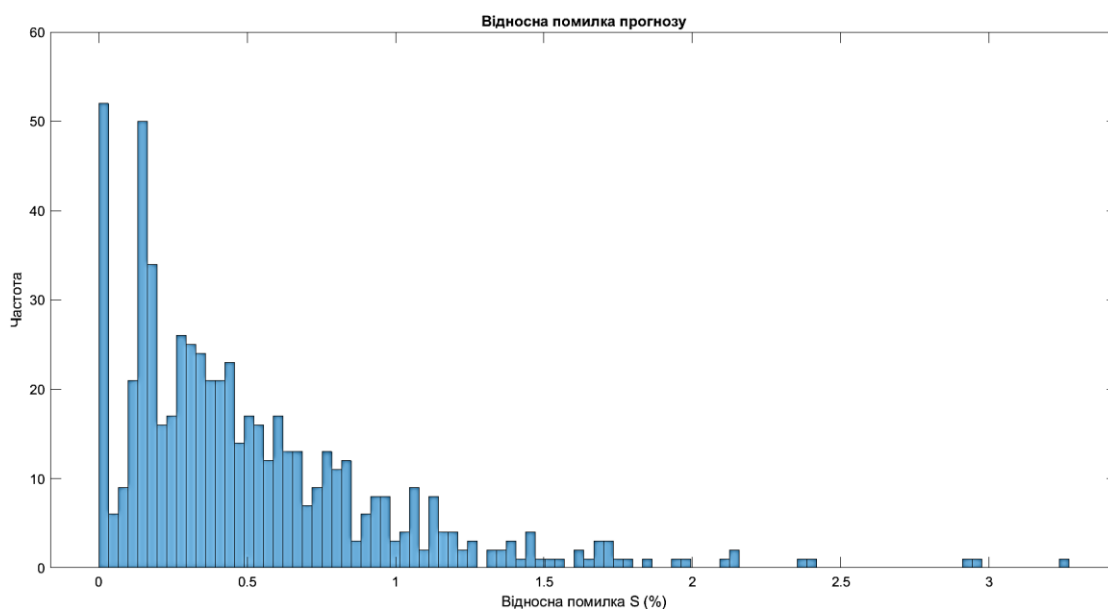


б)

Рис. 4.4.2. Прогноз відсоткового вмісту у чавуні: а) - кремнію; б) - сірки



а)



б)

Рис. 4.4.3. Усереднена відносна помилка прогнозу відсоткового вмісту:

а) – кремнію; б) - сірки

З рис. 4.4.3 видно, як розподіляється помилка прогнозу відносно діапазону вимірювань. Також 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 [98].

У таблицях 4.4.1 – 4.4.2 наведено значення усереднених відносних помилок прогнозу.

Таблиця 4.4.1 - Усереднені відносні помилки прогнозу даних отриманих на доменній печі №3 (ДП-3) Маріупольського металургійного комбінату ім. Ілліча

Хімічний елемент	Помилка прогнозу, %		
	1 крок	2 кроки	3 кроки
Si, кремній	4,05	2,34	0,91
S, сірка	6,73	3,41	1,32
P, фосфор	2,44	0,96	0,37

Таблиця 4.4.2 - Усереднені відносні помилки прогнозу даних отриманих на доменній печі №1 (ДП-1) Металургійного комбінату «Камет-сталь»

Хімічний елемент	Помилка прогнозу, %		
	1 крок	2 кроки	3 кроки
Si, кремній	3,95	2,75	1,05
S, сірка	6,60	3,20	1,48
P, фосфор	2,75	1,14	0,44

Як видно з результатів розрахунку значень усереднених відносних помилок прогнозу, зі збільшенням кількості кроків прогнозу усереднена відносна помилка прогнозу зменшується. Це явище може бути обумовлено кількома чинниками:

- фільтр Калмана оновлює свої оцінки на основі нових даних, і зі збільшенням кроків прогнозу враховується більше спостережень, що може покращити точність прогнозу;

- при збільшенні кількості кроків прогнозу фільтр може використовувати попередні оцінки стану та уточнювати прогноз на більш тривалий час вперед.

- фільтр Калмана, як і багато інших методів прогнозування, може допомагати згладжувати або виявляти загальні тенденції даних при збільшенні кроків прогнозування. Це дозволяє моделі краще сприймати загальні закономірності та знижувати помилку у прогнозах [98]-[101].

Перспективними напрямками, що дозволять розвинути та поглибити отримані результати дослідження, є:

- реалізація розроблених методів, моделей та алгоритмів у вигляді вбудованого програмного забезпечення програмованих логічних контролерів різних фірм-виробників із подальшим формулюванням можливості та перспектив їх використання в різних умовах, у тому числі в умовах критичної інфраструктури;

- інтеграція розроблених методів, моделей та алгоритмів до комплексів автоматизації промислових підприємств у вигляді структурно-алгоритмічних компонент та забезпечення їх апаратної, конструктивної й програмної сумісності;

- комплексна оцінка техніко-економічних показників розроблених методів автоматизованого контролю та прогнозу на підставі їх впровадження та використання в реальних умовах експлуатації.

4.5 Висновки за четвертим розділом

У цьому розділі було розв'язано дослідницькі задачі, що присвячені створенню та валідації методів та алгоритмів автоматизованого контролю і прогнозу даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі, а також критичному аналізу отриманих результатів досліджень з формулюванням

рекомендацій з практичного використання розроблених методів та обґрунтуванням перспектив її подальшого розвитку. Основні кількісні та якісні результати цього розділу полягають у наступному:

1. Розроблено модель процесу та метод автоматизованого контролю і прогнозу даних про хімічний склад чавуну, інваріантний до властивостей оброблюваного процесу, що дозволяє підвищити достовірність і точність автоматизованого контролю та прогнозу нестационарних часових рядів даних про хімічний склад чавуну при неможливості отримання їх аналітичної моделі, та у реальному масштабі часу виявляти аномалії процесу доменної плавки.

2. Доведено ефективність застосування методу автоматизованого контролю і прогнозу на реальних даних.

3. Показана можливість застосування запропонованого алгоритму для довгострокового прогнозу відсоткового вмісту основних компонентів чавуну на випуску з малою відносною помилкою в умовах діючого металургійного виробництва.

3. Продемонстровано приклад можливої інтеграції запропонованого методу автоматизованого контролю і прогнозу даних про хімічний склад чавуну до структури системи управління доменною піччю.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У монографії комплексно досліджено проблему підвищення ефективності автоматизованої оцінки та прогнозування хімічного складу чавуну на випуску доменної печі. На основі глибокого аналізу існуючих підходів, дослідження нелінійних і стохастичних характеристик процесу, а також розробки нового методу прогнозування отримано низку важливих теоретичних і прикладних результатів.

Основні наукові та прикладні результати, висновки та рекомендації роботи полягають у наступному:

1. Виконано інформаційний аналіз актуального стану науково-прикладних досліджень та інженерно-технічних рішень у сфері автоматизованого контролю об'єкта (доменної печі) та процесу отримання хімічного аналізу чавуну на випуску доменної печі, представленого часовим рядом даних процентного вмісту хімічного складу чавуну, який показав відсутність єдиної обґрунтованої думки стосовно характеру розподілу даних про хімічний склад чавуну на випуску.

2. Виконано аналіз часових рядів методами нелінійної динаміки та детермінованого хаосу, який дозволив отримати принципово нову інформацію (аналіз літературних джерел не дозволив автору отримати інформацію про аналогічні дослідження) про властивості та характеристики досліджуваних часових рядів, а саме:

- доведено фрактальний характер досліджуваних часових рядів;
- реконструйовано дивний аттрактор, побудовано його геометричний образ (фазовий портрет) у фазовому просторі, визначено кількісні характеристики (кореляційна розмірність, розмірність простору вкладення та власне розмірність аттрактора) та виділено квазіцикли;
- на основі статистичного методу RS-аналізу було виявлено ефект самоорганізації та довготривалої пам'яті часових рядів даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі;

- аналіз квазіциклів показав, що їхні ланки мають напрямок обертання за годинниковою стрілкою, що, як відомо, свідчить про малий ризик помилкового автоматизованого контролю та прогнозу.

3. Розроблено модифікацію субоптимального адаптивного фільтра-прогнозатора калманівського типу, інваріантного до властивостей оброблюваного процесу, що дозволяє підвищити достовірність і точність автоматизованого контролю та прогнозу нестационарних часових рядів даних про хімічний склад чавуну при неможливості отримання їх аналітичної моделі та виявляти аномалії процесу доменної плавки.

4. Створено програмну реалізацію алгоритму. Доведено, що метод забезпечує достовірне довгострокове прогнозування з низькою похибкою на основі раніше отриманих даних про хімічний склад чавуну на випуску.

5. Доведена ефективність поєднання методів теорії хаосу, фрактального аналізу та стохастичного аналізу в задачі дослідження нелінійних динамічних процесів, що відкриває нові перспективи для дослідження складних промислових систем.

6. Продемонстровано приклад можливої інтеграції запропонованого методу автоматизованого контролю і прогнозу даних про хімічний склад чавуну до структури системи управління доменною піччю.

7. Результати монографії створюють підґрунтя для розвитку інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, а також для подальшої адаптації запропонованого підходу до інших технологічних об'єктів з аналогічною динамікою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Некрасов А. Г., Дёмин Д. А. Исследования микроструктуры, состава и свойств конструкционного чугуна, применяемого для изготовления корпусных отливок автомобилестроения. 2008.
2. Чайкин, В. А. Анализ качества высокопрочного чугуна с применением методов математической статистики. *Литьё и металлургия* 2-1 (38). 2006. С. 106-110.
3. Северин Э. Н., Буравлев М. Ю. Исследование распределения магния в серых чугунах методом атомно-эмиссионной спектроскопии. *Фундаментальные и прикладные проблемы черной металлургии* . 2007.
4. Спирин Н. А. Методы планирования и обработки результатов инженерного эксперимента: учебное пособие. 2015.
5. Захарченко В.Н. Состояние и проблемы доменного производства Украины. *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 5. – 2006. – С. 8-12. – ISSN 0543-5749.
6. Севернюк В.В. Современные проблемы технологического прогресса доменной плавки. *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 6. – 2008. – С. 8-10. – ISSN 0543-5749.
7. Аносов В.Г. Теорія доменної плавки. – Запоріжжя: Видав. ЗДІА, 2008. – 158 с.
8. Большаков В.И. Технология высокоэффективной энергосберегающей доменной плавки. – К.: Наукова думка, 2007. – 412 с. – ISBN 978-966-00-0614-0.
9. Товаровский И.Г., Севернюк В.В., Лялюк В.П. Аналіз показників і процесів доменної плавки. – Дніпропетровськ: Пороги, 2000. – 420 с.
10. Wikimedia Commons. (n.d.). *Blast furnace NT* [Image]. Retrieved from https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Blast_furnace_NT.PNG
11. Большаков В.И. Современные тенденции развития доменного производства. *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 2. – 2006. – С. 6-12. – ISSN 0543-5749.

12. Кацман В.Х. Совершенствование теории и технологии производства доменного чугуна с целью эффективного управления его составом и свойствами: дис. докт. техн. наук. – Днепропетровск, 1986.

13. Большаков В.И., Гладков Н.А., Муравьева И.Г., Листопадов В.С. Сравнительная оценка проектных и существующих показателей работы доменной печи № 9 объемом 5000 м³ // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 5. – 2007. – С. 10-15. – ISSN 0543-5749.

14. Новохатський О.М. Теоретичні основи руху продуктів плавки і управління процесами в горні доменної печі: Автореферат дис. на здобуття наук. ступеня к.т.н.: Спец. 05.16.02 – Металургія чорних і кольорових металів та спеціальних сплавів. – Маріуполь: ПДТУ, 2009. – 16 с.

15. Федорінов У. В. Технологічні лінії та комплекси металургійних цехів: конспект лекцій для бакалаврів спеціальності 133 «Галузеве машинобудування», спеціалізація «Інжиніринг автоматизованих машин і агрегатів»/ВА Федорінов, ЮК Доброносів.–Краматорськ: ДДМА, 2019.-44 с.

16. Сталінський Д. ТК 3: стан справ щодо стандартизації методів визначення хімічного складу матеріалів металургійного виробництва. *Стандартизація. Сертифікація. Якість* 2 (2011): 13-15.

17. Токар А. А. Методи контролю структури графіту високоміцного чавуну. *Студентський вісник ДДМА: тематичний збірник наукових праць*. – Краматорськ: ДДМА, 2009.

18. Ивахненко А.Г. Метод группового учета аргументов - конкурент метода стохастической аппроксимации. *Автоматика*. - 1968. - № 3.

19. Ивахненко А.Г. Системы эвристической самоорганизации в технической кибернетике. - Киев: "Техніка", 1971.

20. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. - Киев: "Техніка", 1975.

21. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. - Киев: "Наук. думка", 1982.

22. Панченко Д. В. Моделі і методи для прогнозування нелінійних нестационарних процесів в економіці та фінансах : дис. – Київ, 2020.
23. Zaychenko Y. P. Нечеткий метод группового учета аргументов при неопределенных входных данных. *System research and information technologies*. – 2007. – №. 4.
24. Олійник Ярослав Миколайович. Комплекс задач прогнозування часових рядів з використанням технологій Apache Spark. BS thesis. КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019.
25. Makridakis S., Wheelwright S. C. Forecasting: issues & challenges for marketing management. *Journal of Marketing*. – 1977. – Т. 41. – №. 4. – С. 24-38.
26. Montgomery D.C. A note on forecasting with adaptive filtering. *Oper. Res. Quart.* - 1977. - Vol. 28.
27. Winters P.R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*. - 1960. - Vol. 6. - № 3 .
28. Anderson, O. D. "The Box-Jenkins approach to time series analysis." *RAIRO-Operations Research* 11.1 (1977): 3-29.
https://www.numdam.org/item/RO_1977__11_1_3_0.pdf
29. Winer N. Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series. - N.Y.: 1949.
30. Kaiman R.E., Вису R.S. New result in linear filtering and prediction theory. *J. of Basic Engineering (Trans. ASME)*. — 1961. - Vol. 83 D.
31. Клименко, А. М. "Порівняльний аналіз фільтра Калмана та фільтра «ковзке середнє»." (2020).
32. Кондратенко Ю. П., О. В. Коробко, А. І. Свірідов. Фільтрація завад та аналіз характеристик фільтрів на основі адаптивних алгоритмів та нейронної мережі ADALINE. 2012.
33. Михальчук Тарас Сергійович. Оцінювання методів адаптивної фільтрації сигналів. *MS thesis*. Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2020.

34. Покров В. В. Моделі і методи нелінійного прогнозування розвитку підприємства. – 2021.
35. Agatonovic-Kustrin S., Rosemary Beresford. "Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research." *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis* 22.5 . 2000.
36. Dongare A. D., Kharde R. R., Amit D. Kachare. Introduction to artificial neural network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* 2.1. 2012.
37. Лазаренко С. В., О. С. Макаренко. Багатопоточні комп'ютерні обчислення у дослідженні нелінійних динамічних систем. *Проблеми програмування* . 2013.
38. Зеленський К. Х., Настенко Є.А., Павлов В.А. Моделювання систем. 2022.
39. Аулін В. В., Лізунов С. М. Дослідження мікрогеометрії поверхонь тертя деталей фрактальним методом. – 2009.
40. Буяк Л. М. Математичні моделі економічної динаміки з урахуванням соціально-економічної кластеризації : дис. – 2017.
41. Дербенцев В. Д. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем. – 2010.
42. ГУСЄВ, О., & СІДАНЧЕНКО, В. (2022). Фрактальний аналіз реальних даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, (2), 24-31. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2022-2-3>
43. Саакян К. А. Математичні моделі в біології : дис. – КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021.
44. Барабаш О. В., Свинчук О. В., Мусієнко А. П. Математичне моделювання та оптимізація процесів і систем. Частина 1. – 2023.
45. Мокін Б. І., В. Б. Мокін, and О. Б. Мокін. Математичні методи ідентифікації динамічних систем." *Вінниця: ВНТУ.*–2010.

46. Букетов Андрій Вікторович. Ідентифікація і моделювання технологічних об'єктів та систем. 2009.
47. Любота Я. О. Прогнозування фінансових криз на основі методів нелінійної динаміки : дис. – Київ, 2018.
48. Рогоза Микола Єгорович, Султанахмед Курбанович Рамазанов, Евеліна Касимівна Мусаєва. Нелінійні моделі та аналіз складних систем: навчальний посібник: в 2 ч. 2010.
49. Кравчишин О. З., В. Ф. Чекурін. Нелінійна модель поширення пружних збурень у пружно-деформованому континуумі. *Математичні методи та фізико-механічні поля* 47.3 2019.
50. Худолей Георгій Михайлович. Математичне моделювання та застосування ЕОМ у хімічній технології. 2013.
51. Загорулько А. В., Кайота Д. О. Комп'ютерне моделювання динамічних систем. – 2019.
52. Яковенко В. Б. Моделювання динамічних систем методами мови графів зв'язку. 2005.
53. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. — М.: Институт компьютерных исследований, 2002.
54. Попов В. А. Прогнозування цін на електричну енергію з використанням нечітких часових рядів. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. – 2017. – №. 3. – С. 45-50.
55. Harville D. Extension of the Gauss-Markov theorem to include the estimation of random effects. *The Annals of Statistics* 4.2 .1976 : P.384-395.
56. Mandelbrot Benoit B., John W. Van Ness. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM review* 10.4 1968: P. 422-437.
57. Шулле Ю. А. Аналіз графіків електричних навантажень промислових підприємств методом нормованого розмаху (r/s-аналіз). *Вісник Вінницького політехнічного інституту* 2 (2015): 50-56.
58. Грабовська К. С. Розробка та дослідження методу прогнозування за допомогою апарату часових рядів. 2019.

59. Запорожчук Т. С. Моделювання та прогнозування ціни на ринку нафти засобами arima-моделі. *Наукові записки молодих учених*, 2018.
60. Дикань В.Л. Технологія машинобудівних підприємств. 2020.
61. Гулін О. О. Удосконалення інформаційної системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву доменної печі. 2018.
62. Boffetta G., Cencini M., Falconi M., Vulpiani A. Predictability: a way to characterize complexity. *Phys.Rep.* – 2002. – V. 356. – P. 367-374.
63. Єременко Володимир Станіславович. Статистичний аналіз даних вимірювань. 2013.
64. 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.p. 183-192.
65. Mandelbrot B. *Fraktalnaya geometriya prirody* [Fractal geometry of nature] – М.: Institut kompyuternyih issledovaniy, The institute of Computer Research, 2002.
66. Feder E. *Fractals* – М.: Mir, – 1991, P. 262
67. Sidanchenko, V. V., & Gusev, O. Y. (2024). RESEARCH ON STOCHASTIC PROPERTIES OF TIME SERIES DATA ON CHEMICAL ANALYSIS OF CAST IRON. *Scientific Bulletin of National Mining University*, (4). DOI: <https://doi.org/10.33271/nvngu/2024-4/135>
68. СІДАНЧЕНКО, В., & НІКОЛЬСЬКА, О. (2023). Методи нелінійної динаміки в задачі прогнозування хімічного складу чавуну на випуску. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, (2), 76-83. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-2-9>
69. Soloshenko O. M. Вдосконалені методи розрахунку статистики Колмогорова–Смирнова, ваги категорії змінної та значення інформації у кредитному рейтингу. *System research and information technologies* 4 (2015): 104-113.

70. Малярець Л. М., Денисюк О.В. "Аналіз соціально-економічних даних. Методичні рекомендації до самостійної роботи для здобувачів спеціальності 051 «Економіка» третього (освітньо-наукового) рівня." (2023).

71. Булах В. А. Інформаційна технологія класифікації впорядкованих масивів даних із фрактальними властивостями методами машинного навчання. Diss. Національний технічний університет" Харківський політехнічний інститут", 2021.

72. Будкова Л. В., Корнієнко В. І. Моделювання самоподібного трафіка в інформаційних телекомунікаційних мережах. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського* 4, 2013: Р. 46-52.

73. Сіданченко, В. В., Гусєв, О. Ю. Фрактальний підхід до оцінки і прогнозу хімічного складу чавуну на випуску доменної печі. Молодь: наука та інновації: матеріали Всеукраїнської науково-технічної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, Дніпро, 11–12 листопада 2021 року / Національний технічний університет «Дніпровська політехніка» – Дніпро : НТУ «ДП», 2021 – 5. URL: <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/159912>

74. Veres A., Boda M. The Chaotic Nature of TCP Congestion Control // Proceedings of IEEE INFOCOM'2000, March 2000.

75. Kugiumtzis D. Boudourides M. Chaotic Analysis of Internet Ping Data: Just a Random Generator? // SOEIS meeting at Bielefeld, March 27-28, 1998

76. Тулякова А. Ш. Методи дослідження фрактальності цінової динаміки на фондових ринках. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки* 5 (1) (2014): 123-130.

77. Grassberger P., Procaccia I. Characterization of strange attractors. // Phys. Rev. Lett. 50, 346-349 (1983).

78. Русин В. Б. Керування хаотичними коливаннями пороговим методом в схемі Чуа / В. Б. Русин, О. М. Еліяшів, М. Я. Кушнір // Фізика. Електроніка. Науковий вісник Чернівецького університету. – 2011. – Том 1, випуск 2. – С. 60-63.

79. F. Takens. Detecting Strange Attractors in Turbulence // Lecture Notes in Math. Vol. 898, Springer, New York (1981).
80. T. Sauer, J. Yorke, M. Casdagli, Embedology // J. Stat. Phys. 65, 579 (1991).
81. Сіданченко, В. В. (2024). Обґрунтування методу прогнозу часових рядів даних про хімічний склад чавуну на випуску доменної печі. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського*. 2024, т. 35 (74) № 3. С. 222-231. Doi: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.3.1/32>
82. Заїка В. І., Кишенько В.Д. Застосування апарату нелінійного аналізу динамічних систем для обробки історичних даних роботи станції дефекосатурації. 2010.
83. Смітюх Я.В., Василь Д. К. Відновлення та оцінка атрактора на основі часових рядів роботи брагоректифікаційної установки. 2006.
84. Олешко, Т. І., Марусич О.В., Лещинський О.Л. Квазіциклічний передпрогнознний аналіз світових цін на нафту. *Науковий вісник Інституту міжнародних відносин НАУ. Серія: економіка, право, політологія, туризм* 2.4 (2011): 33-33.
85. Бобирь, О. І., Шевченко Н. В. Оцінювання циклічних характеристик інвестиційної діяльності банків за допомогою фрактального аналізу. *Проблеми економіки* 2 (2014): 340-348.
86. Альрефаї Валід Ахмед Махмуд. Математичне моделювання та обчислювальні методи аналізу процесів сталого розвитку нелінійних динамічних систем з конкурентною взаємодією. (2016).
87. Гетьман, Н. А., Деряга О. В., Мамченко С. Д. Дослідження нелінійних моделей економічних систем засобами MATLAB. *Економіка та право: проблеми взаємодії та перспективи розвитку*. 2017: 118.
88. Kolmogorov A.N. Interpolation and extrapolation of stationary casual sequences of // Izv. AN USSR. Series are mathematical -1941. - № 5.
89. Wiener N. The Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series. - Wiley, New York, 1949.
90. Kalman R.E., J. Basic Eng. ASME, 82, 35 (1960).

91. Сіданченко В.В. Розробка та дослідження методу контролю аномальної поведінки процесу доменної плавки. *Electrical Engineering and Power Engineering*, (1). С. 50-57. Doi: doi.org/10.15588/1607-6761-2024-1-5

92. Гуліна І. Г. Адаптивна САУ складним багатозв'язним об'єктом управління з інтелектуальним прогнозуванням/І.Г. Гуліна, В.І. Корнієнко//Системи обробки інформації, 2011. - Вип.87. - С. 57-62. - ISSN 16817710

93. Корнієнко В. І. Обґрунтування принципів побудови систем керування тепловим станом доменної печі/В.І. Корнієнко, І.Г. Гуліна // Науковий вісник Національного гірничого університету, 2011.

94. Большаков, В. И., Тубольцев Л. Г. Проблемы і роль наукових досліджень у розвитку металургії України // Фундаментальные и прикладные проблемы черной металлургии. - 2011.

95. Loucks D. P. Developing and implementing decision support systems: a critique and a challenge 1 // JAWRA Journal of the American Water Resources Association. - 1995. - 31.4: 571-582.

96. Anastasiia, V. Shevchenko. Стратегічні пріоритети екомодернізації у промисловості України у контексті подолання глобальних економічних викликів і реалізації цілей сталого розвитку. *Problemy Ekonomiky* 4 (2021): 79-84.

97. Mamuzic, I., Gusev, O. Yu. & Sidanchenko, V. V. (2024) Fractal analysis in the problem of predicting the chemical composition of cast iron U: Mamuzic, I. (ur) Supplement of of the Book of abstracts of the 17th International Symposium of Croation Metallurgical Society - SHMD 2024, Materials and metallurgy. Zagreb: Hrvatsko metalurško društvo, 2024. str. 313-313. URL:[CroRIS - CROSBI](#)

98. Hedengren J., Eaton A. (2017). Overview of estimation methods for industrial dynamic systems. *Optimization and Engineering*. 18. 10.1007/s11081-015-9295-9.

99. STELZER, Ines V.; KAGER, Julian; HERWIG, Christoph. Comparison of particle filter and extended kalman filter algorithms for monitoring of bioprocesses. In: *Computer Aided Chemical Engineering*. Elsevier, 2017. p. 1483-1488.

100. Mamuzic, I., Sidanchenko, V. V. & Nikolska, O. I. (2024). Research of the stochastic properties of real data on the chemical composition of cast iron at the outlet of a blast furnace U: Mamuzic, I. (ur) Supplement of of the Book of abstracts of the 17th International Symposium of Croation Metallurgical Society - SHMD 2024, Materials and metallurgy. Zagreb: Hrvatsko metalurško društvo, 2024. str. 487-487. URL: [CroRIS - CROSKI](#)

101. Sidanchenko, V. (2023). Examination of the data distribution nature on the chemical composition of cast iron at the output. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*,(3), 65-69. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-3-8>

Наукове видання

Сіданченко Владислав Вадимович

**АВТОМАТИЗОВАНИЙ МЕТОД ОЦІНКИ
ТА ПРОГНОЗУ ХІМІЧНОГО СКЛАДУ ЧАВУНУ
НА ВИПУСКУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

Монографія

Підп. до друку 20.05.2026. Формат 60x84¹/₁₆. Папір офсетний.
Друк цифровий. Обл.-вид. арк. 7,25. Ум. друк. арк. 6,7.
Наклад 100 пр. Заказ № 20

Підготовлено до друку
в Національному технічному університеті
«Дніпровська політехніка».
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру
ДК № 1842 від 11.06.2004.
49005, м. Дніпро, просп. Дмитра Яворницького, 19.

Видавництво «Журфонд»
49001, Дніпро, вул. Старокозацька, 8.
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру

ДК № 684 від 21.11.2001 р.
Віддруковано: ПП Вахмістров О.Є.,
м. Дніпро, вул. Писаржевського, буд. 18