

13.3 Моделювання процесів у металургії

Металургійне виробництво України, зокрема, феросплавне, характеризується досить високим технологічним рівнем. У той же час у зв'язку з підвищенням вимог до якості продукції, що випускається, інтенсифікації металургійного виробництва важливого значення набувають питання подальшого вдосконалення технологічних процесів, а також питання щодо розробки та впровадження інтелектуальних систем автоматичного управління окремими ланками і стадіями процесів управління. Створення таких систем важко здійснити без розробки математичних моделей технологічних процесів.

Процеси, що протікають в металургійних агрегатах, носять складний характер. Для них характерна наявність великої кількості вхідних впливів, вони носять нелінійний, недостатньо теоретично вивчений характер. Крім того для них характерна істотна зміна характеристик у часі, а також велика інерційність, що призводить до залежності вихідних змінних не тільки від поточного, але й від попередніх станів об'єкта і вхідних впливів. В свою чергу, обмежена кількість датчиків і вимірювальних пристроїв не дозволяє будувати досить повні математичні моделі процесів і тут використання таких інтелектуальних методів управління, як нечіткі, нейро-нечіткі та інші є майже єдиною можливістю отримати необхідні показники металургійного виробництва.

Сучасна металургія феросплавів спеціалізується на первинному вилученні металів з руд, концентратів і технічно чистих оксидів. Феросплави служать також вихідною сировиною при отриманні особливо чистих речовин (елементів і сполук.

Основні способи отримання феросплавів

Практично всі феросплавні елементи знаходяться у природі в вигляді різних сполук (оксиди, сульфідів і т. д.). Таким чином, завдання отримання того чи іншого феросплаву полягає у звільненні (відновленні) феросплавного елемента та переведенні в метал, а також у відділенні порожньої породи, яка містить сполуки інших металів.

Найбільше поширення як відновники при виробництві феросплавів отримали: вуглець (вуглецевотермічний або карботермічний процес), кремній (силікотермічний процес) і алюміній (металотермічний або алкомотермічний процес). Найбільш відомими прикладами відновлення оксидів вуглецем в металургії чорних металів та феросплавів є виробництво чавуну і вуглецевого феромарганцю.

У разі необхідності отримання за допомогою вуглецевотермічного процесу зниженого вмісту вуглецю в сплаві використовують взаємозв'язок між зниженням розчинності вуглецю в феросплавах і вмістом у них кремнію. При підвищенні концентрації кремнію в сплаві відбувається руйнування феросплавів, а звільнений вуглець виділяється у вигляді вільного графіту або зв'язується з кремнієм в карбід.

Друга особливість цих процесів полягає в тому, що реакції відновлення протікають з поглинанням великої кількості тепла (ендотермічні реакції). Тому вуглецевотермічні процеси можуть бути успішно реалізовані тільки за умови використання різних теплових агрегатів. Основну кількість феросплавів вуглецевотермічним процесом в даний час проводять в потужних руднотермічних електропечах.

До марганцевих феросплавів відносять феромарганець і силікомарганець (феросилікомарганець), металевий марганець і марганець азотований. Феромарганцем називається сплав, основою якого є залізо і марганець з масовою часткою останнього від 65 до 95% і обмеженими верхніми значеннями масових часток вуглецю, кремнію, фосфору, сірки.

У загальному вигляді процес отримання феросплавів зводиться до відновлення основних елементів (марганець, кремній, хром і т. д.) з їх кисневих сполук за допомогою відновлювача в феросплавній печі. Вихідні компоненти шихти (рудна частина, відновник, металодомішки і т. д.) беруться в певному, заздалегідь розрахованому співвідношенні, дозуються, завантажуються в піч і проплавляються з отриманням металу і шлаку.

Високовуглецевий феромарганець можна отримувати, залежно від якості марганцевмісної сировини за фосфором, за допомогою безфлюсового плавлення з нестачею вуглецевого відновлювача в шихті або за допомогою флюсових процесів. При флюсовому способі виплавлення за рахунок присадки флюсами домішок у шихту (вапняк, доломіт) створюються фізико-хімічні умови для більш повного переходу марганцю в метал, однак частина його (до 13%) переходить в відвальний шлак, тобто, для даного процесу частина марганцю втрачається безповоротно.

Якщо необхідно отримати феромарганець зі зниженим чи низьким вмістом вуглецю (середньо- і низьковуглецеві сплави), необхідно вибирати інший, ніж вуглець, відновлювач і відповідну технологічну схему виробництва. Таким чином, основними показниками виробництва феросплавів є:

- вилучення провідного елемента (або елементів) у сплав,
- питома витрата шихтових матеріалів,
- витрата електроенергії.

Досягнуте за останні роки підвищення рівня техніко-економічних показників виробництва марганцевих феросплавів стало можливим в результаті виконання цілого комплексу науково-дослідних робіт, спрямованих на досягнення оптимальних параметрів виробництва за умови того, що постійно погіршується якість марганцевої сировини. Протягом тривалого часу проводилися дослідження виробничих даних, що дозволило встановити кількісні залежності виробництва силікомарганцю і феромарганцю.

13.3.1 Прогнозування показників виробництва марганцевих феросплавів з використанням нечіткої експертної системи

Розглянемо побудову нечіткої моделі, що прогнозує залежності вмісту хімічних елементів у сплаві (рис. 13. 9). Рішення задачі полягає в пошуку системи логічних правил, які визначаються шляхом нечітких лінгвістичних оцінок експерта. Вхідними параметрами моделі є: вміст i -го хімічного елемента в компоненті шихти (E_i), вартість j -го компонента шихти (C_j), а також необхідний вміст i -го хімічного елемента \tilde{E}_i в сплаві, оптимальному за критерієм вартості складу шихти; вихідна змінна – вміст частки обраного компонента в шихті (\tilde{X}_j).

Для складання нечіткої моделі типу Мамдані вхідні і вихідні змінні виражаються в лінгвістичній формі. При складанні нечіткої моделі прогнозування оптимального складу шихти при виплавленні марганцевих феросплавів використовуємо три терми (лінгвістичні значення): “мала” (М), “середня” (С), “висока” (В). На основі експертних знань отримані функції належності, що встановлюють відповідність між числовими значеннями параметрів і термами. За функції належності вхідних змінних вибрані Гаусова (рис. 13.10) і трикутна (рис. 13.11) функції.

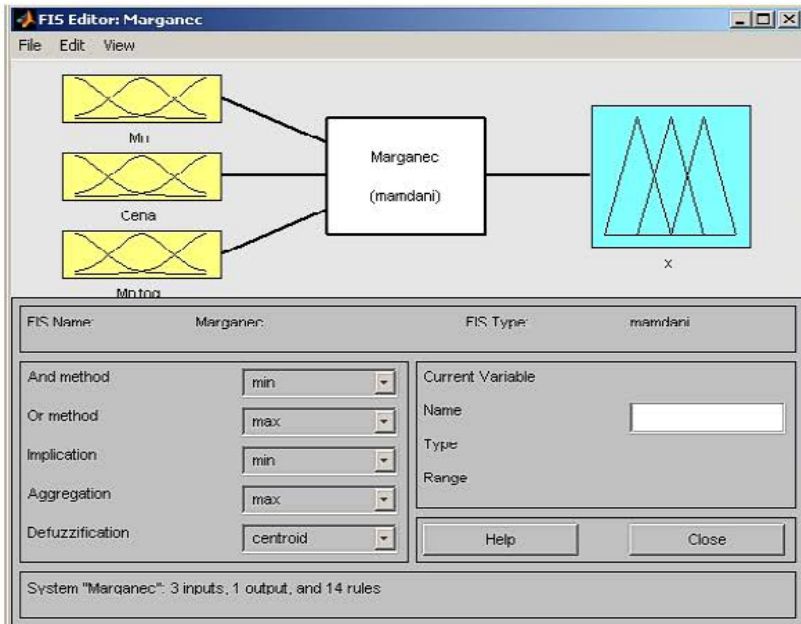


Рисунок 13.9 – Спроектована нечітка експертна система для прогнозування вмісту марганцю в силікомарганці

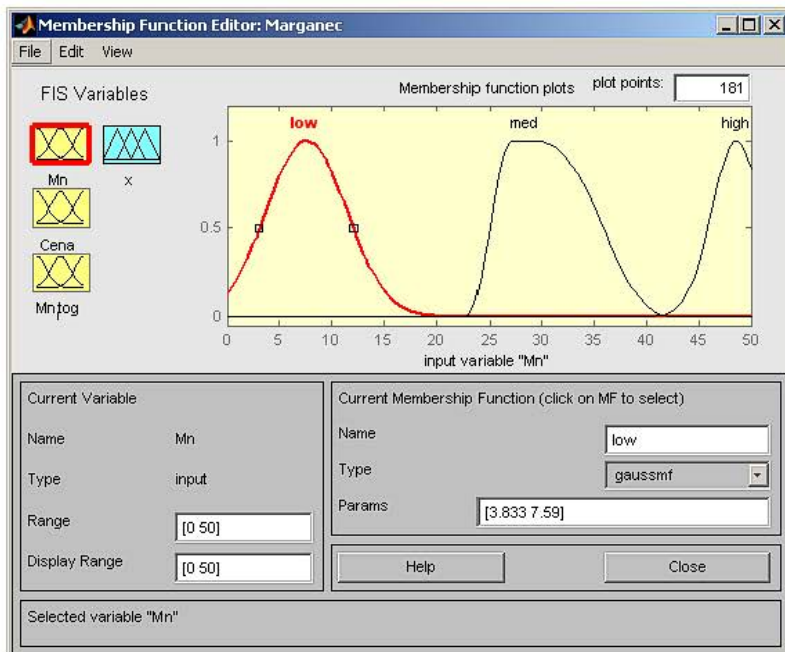


Рисунок 13.10 – Функції належності змінних входу і виходу

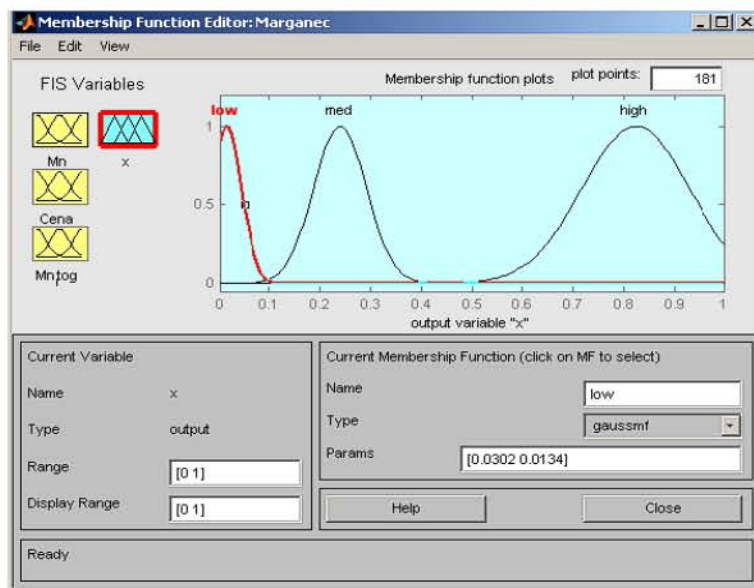


Рисунок 13.11 – Функції належності змінних входу і виходу

З використанням обраних значень лінгвістичних змінних складається матриця нечітких відношень (база знань – таблиця 13.3). Тут \tilde{X}_j – вміст частки обраного компонента в шихті.

Таблиця 13.3 – База знань

E_i	C_j	\tilde{E}_i	\tilde{X}_j
C	B	M	M
C	B	C	M
C	B	B	M
M	M	M	C
M	M	C	C
M	M	B	M
B	C	M	C
B	C	C	B
C	C	M	M
C	C	C	M
C	C	B	B

База знань записується у вигляді системи правил (рис. 13.12). Числове значення вихідного параметра знаходиться шляхом дефазифікації за допомогою методу “центра wag”.

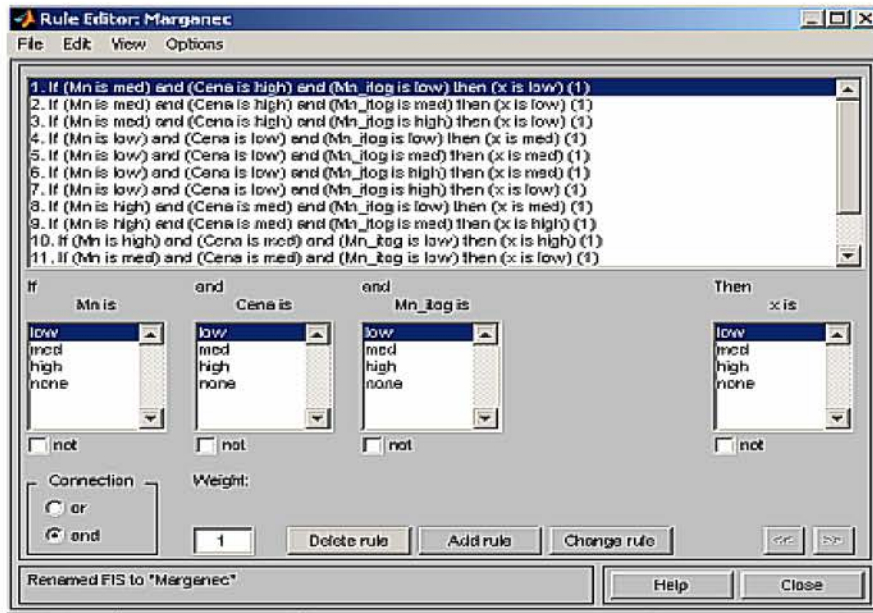


Рисунок 13.12 – База правил нечіткої експертної системи

Нечітка модель реалізована в середовищі MATLAB за допомогою пакета розширення Fuzzy Logic (рис. 13.13). Приклад функцій належності вихідних змінних – вміст часток компонентів шихти, показано на рис. 13.14.

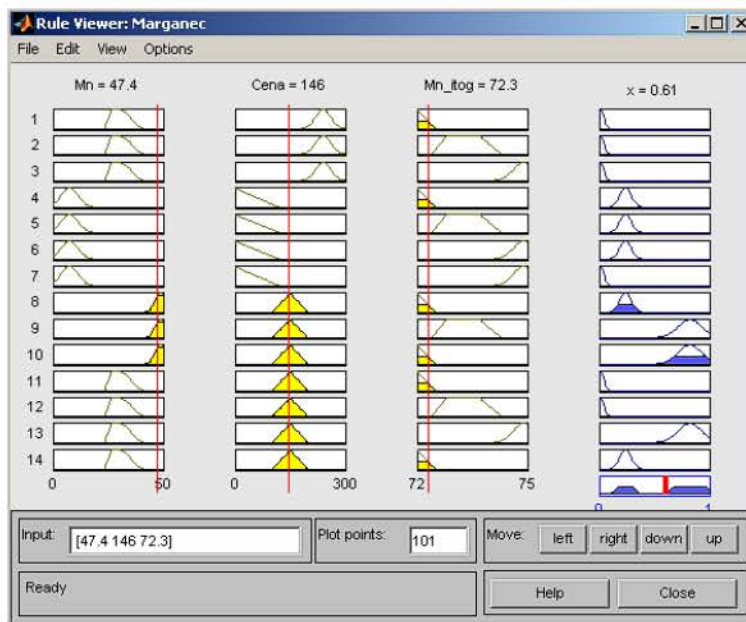


Рисунок 13.13 – Спроекована система нечіткого виведення в середовищі MATLAB

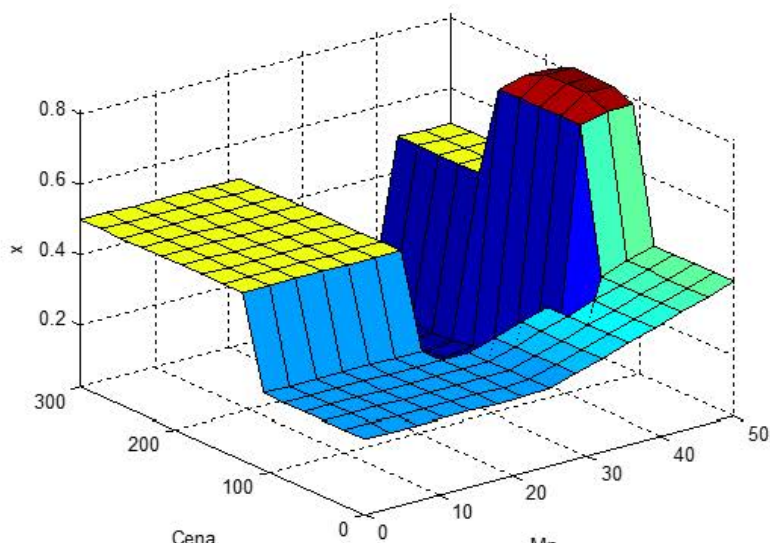


Рисунок 13.14 – Поверхня результатів побудованої нечіткої моделі

13.3.2 Ідентифікація технологічного процесу виплавлення феросиліцію

Динаміка процесів, що протікають у феросиліцієвій печі, охоплює широкий інтервал часу. Вона зумовлена як процесами утворення високочастотної дуги з постійними часу менше 1 мс, так і процеси типових хімічних реакцій з постійними часу порядку декількох днів. Крім того, циклічність роботи печі та організаційних принципів керування спричиняють час запізнювання, який дорівнює декільком годинам.

Складні типи реакцій, що протікають у печі, разом із широкодіапазонною динамікою процесу та значним часом запізнювання зумовлюють складне оцінювання її стану. Оцінки, засновані на поточних спостереженнях і вимірах, можуть не дати картини стану печі, оскільки тривалість технологічного процесу перевищує часові рамки спостережень і тривалість зміни. Внаслідок цього у оператора виникають труднощі в правильному оцінюванні роботи печі, оскільки те, що він спостерігає в печі в даний момент, не обов'язково є результатом його власних дій, але, ймовірно, дій попередньої зміни або навіть більш ранніх. Та ж проблема має місце при оцінюванні вуглецевого балансу печі. У випадку, якщо металург помічає зміну умов протікання реакцій у печі, завжди виникає питання: чи є те, що він спостерігає, відбиттям дійсної зміни у вуглецевому балансі печі, або це реакція на зміну складу сировини, з яким він мав справу кілька днів тому?

Для одержання точнішої та систематичної оцінки печі використовують інструменти, якими можуть користуватися оператори та металурги для визначен-

ня умов роботи печі та за допомогою яких можуть бути враховані особливості динаміки процесу. Прикладами таких інструментів, які використовують при моделюванні і аналізі динаміки, можуть бути фільтрація, кореляційний і спектральний аналізи, а також моделювання динаміки печі у вигляді часових рядів. Однак, такі методи вимагають великої кількості даних, в тому числі результатів лабораторних аналізів.

У сучасній теорії управління технологічними процесами металургійного виробництва все частіше використовуються підходи, що поєднують у собі можливість класичного управління у контурі з нечіткими ідентифікаторами динамічних нелінійних систем. Схема системи нечіткої ідентифікації показана на рис. 13.15.

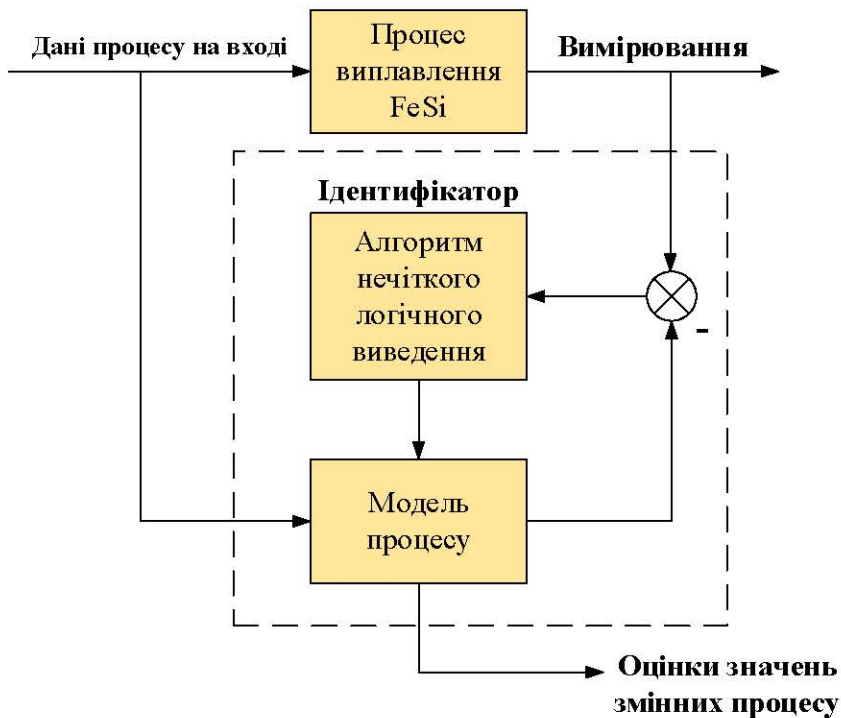


Рисунок 13.15 – Система нечіткої ідентифікації за паралельною моделлю

В ідентифікаторі використовується модель утворення колошникового газу з $SiO_{газ}$, що виділяється з печі, яка описана часовими рядами. При цьому вибір $SiO_{газ}$ як вихідної змінної процесу, що реєструється, пов'язаний з відносною простотою вимірювання його кількості і тісним зв'язком його кількості з процесами у печі

Моделювання часового ряду. АРКС – модель процесу виплавлення феросиліцію

На підставі апріорних відомостей можна припустити, що досліджуваний процес є лінійною системою із вхідним сигналом $u(t)$ та вихідним сигналом $y(t)$ і постійною частотою дискретизації. Тоді вхідне–вихідне співвідношення системи може бути описано узагальненою моделлю часового ряду (авторегресійна модель ковзного середнього – АРКС):

$$y(i) = - \sum_{k=1}^{ny} a_k y(i-k) + \sum_{k=1}^{mu} b_k u(i-d_u-k) + e(i). \quad (13.31)$$

де $e(t)$ – білий шум.

Коефіцієнти a_k та b_k – параметри моделі, i – змінний інтервал часу, $(i-k)$ позначає момент часу $(i-k \cdot T_s)$, де T_s – одиничний інтервал часу (крок дискретизації), ny та mu описують порядок моделі та показують число дискретних вимірів у моделі відповідно до вихідних і вхідних змінних. Часова затримка у вхідному i сигналі (чисте запізнювання) процесу описується як d_u одиниць часу, відповідно до формули $\tau_u = d_u \cdot T_s$.

Визначення параметрів моделі можна реалізувати за алгоритмом регресійної ідентифікації, в основі якого лежить метод найменших квадратів помилки між результатами вимірювань $y(t)$ і вихідними даними моделі $\tilde{y}(t)$. Модель може бути приведена до системи лінійних алгебраїчних рівнянь вигляду:

$$\tilde{y}(i) = \varphi(i)^T \Theta, \quad (13.32)$$

у якій вектори параметрів регресії

$$\Theta = [a_1, \dots, a_{ny}, b_1, \dots, b_{mu}]^T, \quad (13.33)$$

$$\varphi(i)^T = [-y(i-1), \dots, -y(i-ny), u(i-d_u-1), \dots, u(i-d_u-mu)].$$

Задавши вектори:

$$Y = [y(1), \dots, y(N)]^T, \quad \Phi = [\varphi(1)^T, \dots, \varphi(N)^T]^T, \quad (13.34)$$

де N – довжина вихідного часового ряду, одержимо критерій найменших квадратів у вигляді:

$$V(\Theta, N) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y(i) - \varphi(i)^T \Theta)^2 = \frac{1}{2} (Y - \Phi \Theta)^T (Y - \Phi \Theta). \quad (13.35)$$

Тоді оцінка вектора параметрів буде мати такий вигляд:

$$\Theta = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y \quad (13.36)$$

Таким чином рекурентна оцінка параметрів може бути отримана за допомогою рівнянь:

$$\Theta(i) = \Theta(i-1) + P(i)\varphi(i)(y(i) - \varphi^T(i)\Theta(i-1)), \quad (13.37)$$

$$P(i) = \frac{1}{\lambda} \left[P(i-1) - P(i-1)\varphi(i)(\varphi(i)^T P(i-1)\varphi(i) + \lambda)^{-1} \varphi(i)^T P(i-1) \right]$$

куди введений коефіцієнт забування λ ($0 < \lambda < 1$):

$$V(\Theta, N) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \lambda^{N-1} (y(i) - \varphi(i)^T \Theta)^2. \quad (13.38)$$

Це означає, що n попередніх вимірів будуть зважені коефіцієнтом λ і що оцінка буде мати “обрій пам'яті” $\frac{T_s}{(1-\lambda)}$.

Балансова модель утворення $SiO_{газ}$

Ідентифікатор параметрів вуглецевого балансу рис.13.15 містить модель утворення $SiO_{газ}$, що описана розглянутим вище часовим рядом (13.31).

Приймається, що утворення $SiO_{газ} - y_{SiO}(i)$ може бути виражене через кількість зв'язаного в шихті вуглецю $u_{FixC}(i)$, положення електрода печі $u_{HP}(i)$ і амплітуду середньої гармоніки в електричній напрузі нагрівання печі $u_{OH}(i)$:

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{SiO}(i) = & - \sum_{k=1}^{n_{SiO}} a_k y_{SiO}(i-k) + \sum_{k=1}^{n_{FixC}} b_{FixC,k} u_{FixC}(i-d_{FixC}-k) \\ & + \sum_{k=1}^{n_{HP}} b_{HP,k} u_{HP}(i-d_{HP}-k) + \sum_{k=1}^{n_{OH}} b_{OH,k} u_{OH}(i-d_{OH}-k). \end{aligned} \quad (13.39)$$

Властивості моделі характеризуються порядками моделі n_{SiO} , n_{FixC} , n_{HP} і n_{OH} , часовими затримками d_{FixC} , d_{HP} і d_{OH} , коефіцієнтом забування та часом дискретизації T_s .

Крім того, важливе значення має коректна фільтрація змінних, які входять в оцінку (13.39). Модель, що описана рівнянням (13.10), реалізовувалася за схемою, яка зображена на рис. 13.16. При цьому ваговий коефіцієнт $b_{FixC,1}$ зв'язаного вуглецю характеризує вуглецеву рівновагу в печі, тобто дає інформацію про надмірність або недостатність вмісту коксу в печі.

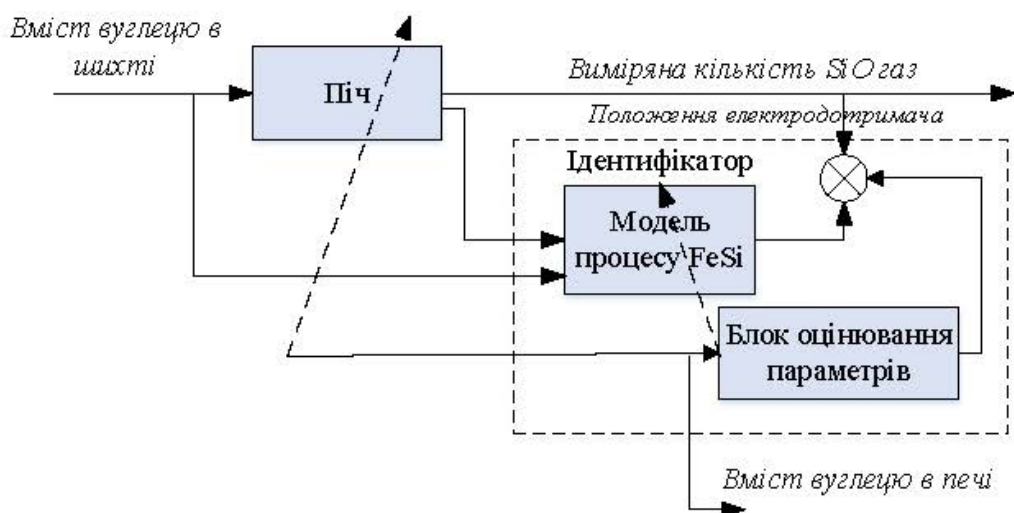


Рисунок 13.16 – Система ідентифікації параметрів вуглецевого балансу

Нечіткий метод контролю нормального ходу печі при виплавці феросиліцію

Розглянемо нечітку модель контролю печі при виплавленні $FeSi$. Налаштування нечіткої моделі будемо робити за допомогою алгоритму нечіткого виведення Мамдані.

За вхідні лінгвістичні змінні використовуються:

- “Глибина занурення електрода”. Це є фактор робочої печі, що постійно (повільно) змінюється – електрод, занурений у шихту, розпадається. Тому електроди один раз у зміну “перепускають” на величину 100-120 мм.

- “Вуглецева рівновага C/SiO_2 ”. Відношення C/SiO_2 при виплавленні феросиліцію кожної марки теоретично становить $C/SiO_2 = 0.4$. Однак за даними промислової практики цей показник має значення $C/SiO_2 > 0.4$ та $C/SiO_2 < 0.4$ залежно від конкретних умов протікання процесів у печі. Функції належності вхідних змінних для нечіткої системи показані на рис. 13.17.

Як вихідну змінну будемо використовувати “Вміст коксу печі”. Розглядаються три основних стани ходу печі:

1. Умовно нормальний, коли всі параметри постійні й довжина електрода відповідає заданим параметрам печі й процесу;

2. Через надлишок вуглецю ($C/SiO_2 > 0.4$) опір ванни підвищується й електрод змінної довжини “виходить” із шихти так, що гріється верхня частина печі (колошник) і втрачається $SiO_{газ}$;

3. Через нестачу вуглецю ($C/SiO_2 < 0.4$) електроопір ванни знижується й електроди занурюються, перегрівається нижня частина (“под” печі).

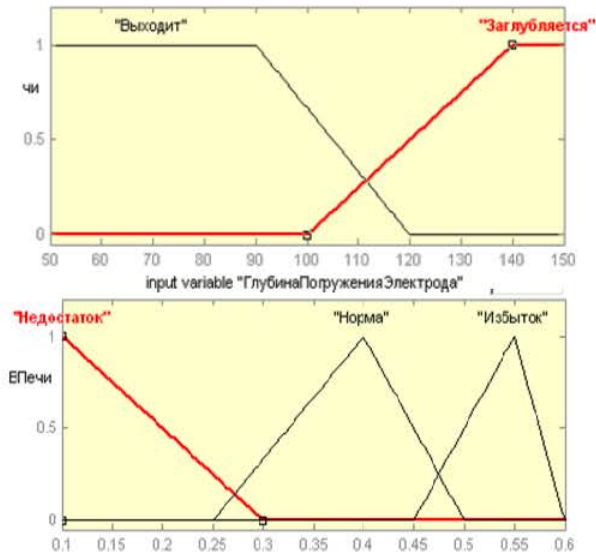


Рисунок 13.17 – Функції належності вхідних змінних

Функція належності вихідної змінної для нечіткої системи показана на рис. 13.18.

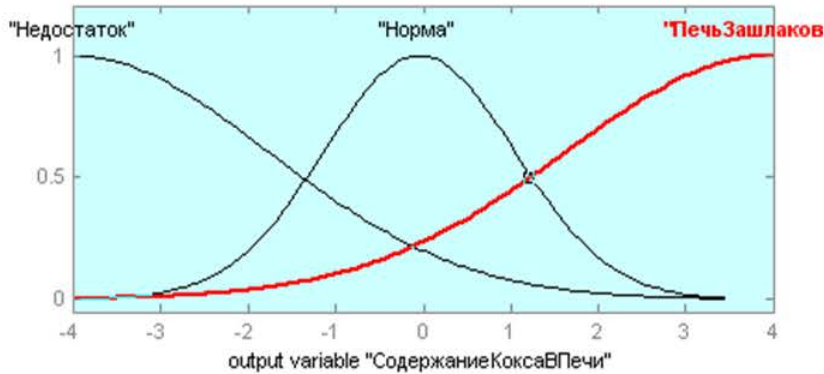


Рисунок 13.18 – Функція належності вихідної змінної

База правил для нечіткого логічного контролера наведена (у форматі нечіткого виведення Мамдані) у табл. 13.4.

Таблиця 13.4 – База знань

Глибина занурення електрода	Вуглецева рівновага	Вміст коксу в печі
Виходить	Норма	Норма
Виходить	Надлишок	Нестача
Занурюється	Нестача	Піч Зашлакована

Результат програми перегляду правил нечіткого виведення показаний на рис. 13.19. З цього рисунка можна зробити висновок, що результати нечіткого моделювання такі: при глибині занурення електрода на 100 мм і вуглецевій рівновазі 0,35 вважати зміст коксу в печі як “умовно нормальний”.

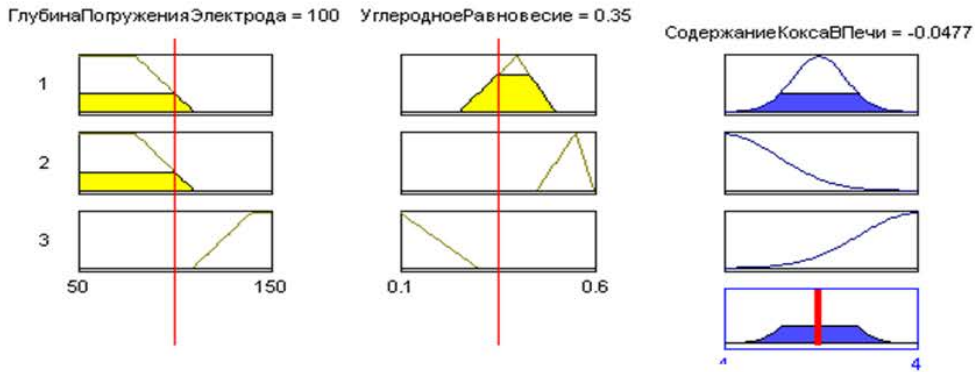


Рисунок 13.19 – Перегляд правил нечіткого висновку

Для остаточного аналізу розробленої нечіткої моделі можна переглянути поверхню нечіткого виведення, що зображена на рис. 13.20.

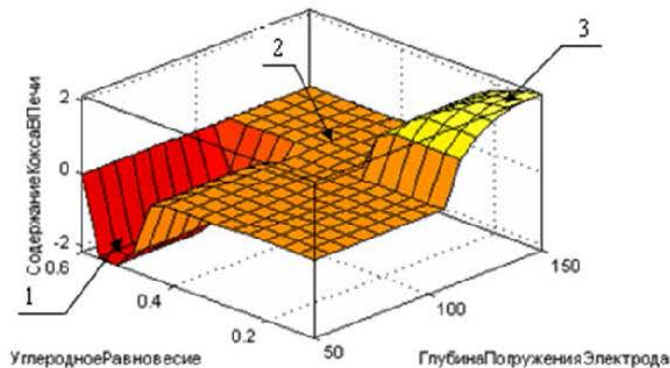


Рисунок 13.20 – Вигляд поверхні нечіткого виведення

З погляду практичного результату розроблена нечітка модель дозволяє дати рекомендації щодо управління процесом виплавлення феросиліцію, не вимагає значних витрат часу та ресурсів, має гнучкість і прозорість інтерпретації. Математична модель, розроблена з використанням методів нечіткого виведення, при достатньому рівні експертної інформації має більшу гнучкість, масштабованість, характеризується меншою обчислювальною складністю, краще інтерпретується, ніж регресійна.

13.3.3 Ідентифікація вихідних характеристик сталі з використанням нейронних мереж

Технологічний режим киснево-конвертерного виплавлення сталі засновано на перетворенні чавуну в сталь у так званих кисневих конвертерах. Кисневий конвертер являє собою глечикоподібну посудину, викладену зсередини вогнетривкою цеглою, обшиту зовні сталевим листом і здатну нахилитися за допомогою поворотного механізму.

Схематично процес конвертерного плавлення сталі наведено на рис. 13.21.

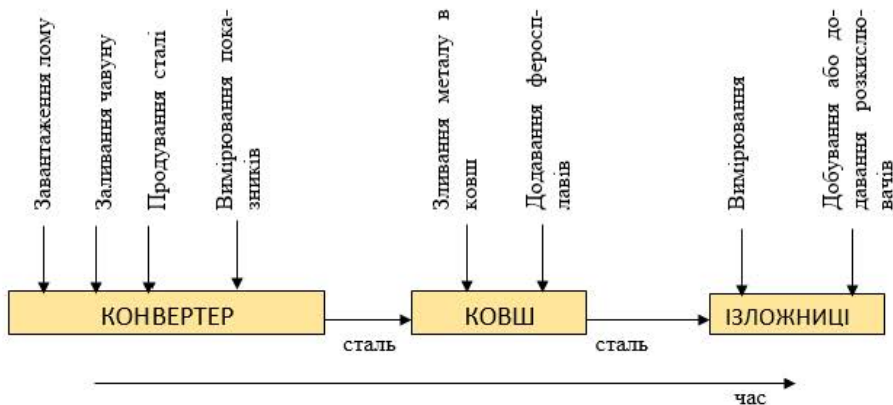


Рисунок 13.21 – Схема процесу конвертерного плавлення

Розглядається задача ідентифікації вихідних хімічних характеристик сталі на основі нейронних мереж. Для цього, перш за все, необхідно побудувати нелінійну математичну модель киснево-конвертерного процесу, яка повинна містити лише найбільш значущі характеристики технологічного процесу, ядром якої є нейромережа, що безпосередньо забезпечує ідентифікацію вихідних параметрів моделі.

Входами нейромоделі є параметри киснево-конвертерного процесу виплавлення сталі, а виходами – хімічні характеристики одержуваної сталі. Після цього необхідно налаштувати синаптичні ваги нейронної мережі, подавши на входи і виходи нейромоделі навчальну вибірку і використовуючи ту чи іншу процедуру навчання.

Параметрами, що мають найбільший вплив на кінцевий склад сталі, є:

- 1) вага чавуну, що заливається в кисневий конвертер;
- 2) хімічний склад чавуну, а саме:
 - вміст кремнію (Si);
 - вміст марганцю (Mn);
 - вміст сірки (S);
- 3) маса металобрухту, що завантажується у кисневий конвертер;
- 4) тривалість продування сталі;
- 5) хімічний склад сталі на першому етапі, а саме такі складові:

- вміст кремнію (Si);
 - вміст марганцю (Mn);
 - вміст сірки (S);
- б) кількість розкислювачів, що додаються:
- феромарганець (FeMn);
 - феросиліцій (FeSi);
 - силікомарганець (SiMn);
 - алюміній (Al).

За вхідними даними необхідно провести ідентифікацію вихідних хімічних характеристик готової сталі:

- вміст вуглецю;
- вміст марганцю;
- вміст кремнію;
- вміст сірки;
- вміст фосфору.

Розшифрування позначень у моделі, наведеній на рисунку 13.22, дано в таблиці 13.4.

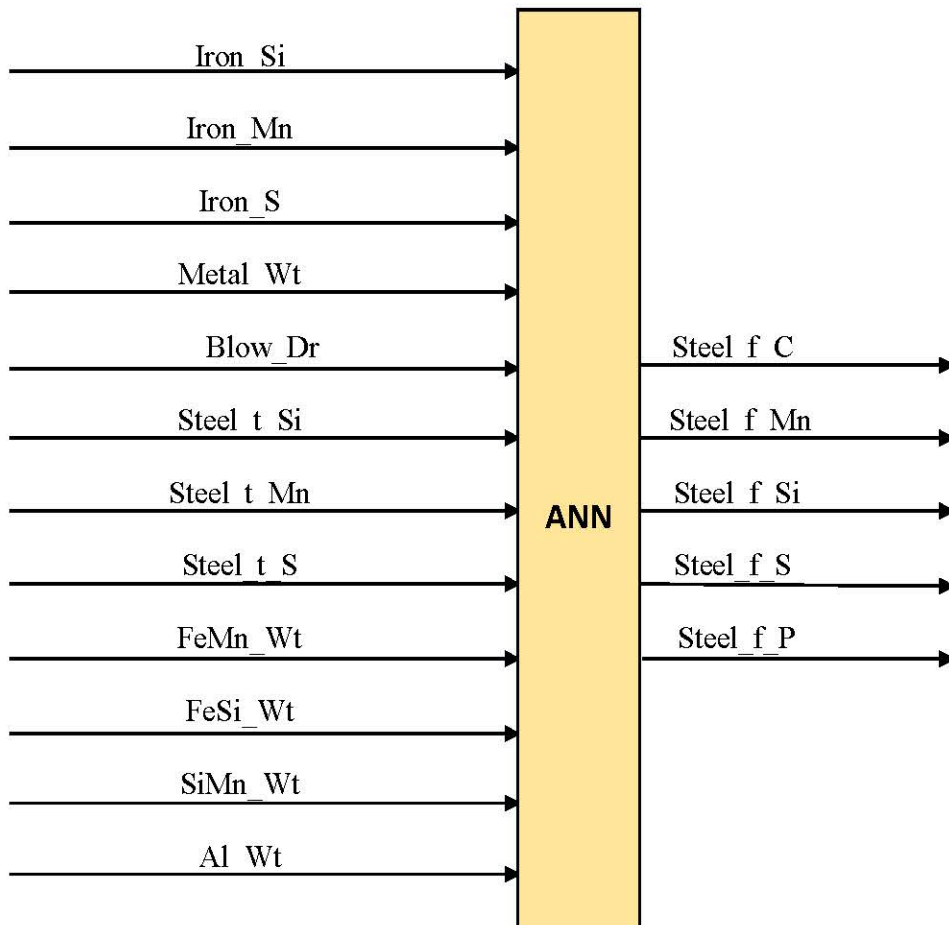
Таблиця 13.4 – Розшифрування позначень в моделі киснево-конвертерного процесу

Позначення	Значення
Iron_Wt	Вага чавуну, що заливається в кисневий конвертер
Iron_Si	Вміст кремнію в рідкому чавуні
Iron_Mn	Вміст марганцю в рідкому чавуні
Iron_S	Вміст сірки в рідкому чавуні
Metal_Wt	Вага металобрухту, що завантажується в конвертер
Blow_Dr	Тривалість продування
Steel_t_Si	Вміст кремнію в сталі на першому етапі
Steel_t_Mn	Вміст марганцю в сталі на першому етапі
Steel_t_S	Вміст сірки в сталі на першому етапі
FeMn_Wt	Кількість феромарганцю, який додається на етапі розкислення
FeSi_Wt	Кількість феросиліцію, який додається на етапі розкислення
SiMn_Wt	Кількість силікомарганцю, який додається на етапі розкислення
Al_Wt	Кількість алюмінію, який додається на етапі розкислення
Steel_f_C	Вміст вуглецю у готовій сталі
Steel_f_Mn	Вміст марганцю у готовій сталі
Steel_f_Si	Вміст кремнію у готовій сталі
Steel_f_S	Вміст сірки у готовій сталі
Steel_f_P	Вміст фосфору у готовій сталі
ANN	Штучна нейронна мережа

Входи і виходи були нормалізовані на інтервалі [0; 1], після чого вся вибірка розділена на навчальну (2000 елементів) і тестову (1273 елемента). Для розрахунку якості ідентифікації використовується критерій середнього модуля помилки:

$$|\bar{e}_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{ij} - \hat{y}_{ij}|, \quad (13.40)$$

де n – обсяг навчальної вибірки, j – порядковий номер вихідного параметра каскадної нейромережі.



Отримані результати наведені в таблиці 13.5.

Таблиця 13.5 – Результати ідентифікації хімічного складу сталі

Вибірка	Помилка ідентифікації хімічного складу сталі				
	Вуглець, С	Марганець, Mn	Кремній, Si	Сірка, S	Фосфор, P
Навчальна	0,023	0,030	0,008	0,002	0,002
Тестова	0,024	0,036	0,012	0,002	0,002

Як видно, використання нейронної мережі для вирішення задачі ідентифікації хімічного складу сталі дозволяє забезпечити високу якість вихідних характеристик.