

УДК 62-83:621.77

*С.М. Балюта, д-р техн. наук,
І.Ю. Бурляй, канд. техн. наук,
Л.О. Копилова
Національний університет
харчових технологій*

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА КЕРУВНЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПАРАМЕТРАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Представлена структурна схема автоматизованої системи керування технологічними параметрами, що базується на адаптивній математичній моделі з використанням штучних нейронних мереж. Для проведення навчання нейронних мереж проводиться статична обробка даних, що характеризують процес прокатки. Аналіз кореляційних залежностей технологічних параметрів показав, що експериментальні дані утворюють різні кластери розташовані в різних районах площини даних. Визначення вказаних кластерів проводять за допомогою методу «інертного газу», що є необхідним для уникнення числових проблем при роботі ШНМ. Усі експерименти проводилися для останньої кліти чистової групи ШСГП з використанням мережі ADALINE. Ця лінійна мережа є дуже нечутливою до часу виконання, вимог щодо пам'яті і може працювати з 25 вхідними величинами. Показано, що найбільш ефективним є застосування штучних нейронних мереж для корекції уставки регулятора товщини. За допомогою адаптивного керування уставки регулятора товщини при використанні нейронної мережі похибка уставки, можна майже повністю усунути середні похибки уставки і приблизно на 10 % зменшити похибку по товщині.

***Ключові слова:** система автоматичного регулювання товщини (САРТ), штучні нейронні мережі (ШНМ), широкосмуговий стан гарячої прокатки*

При прокатці тонкої смуги у чистовій групі клітей широкосмугового стану гарячої прокатки внаслідок неоднорідностей фізико-механічних властивостей металу в різних його розрізах по довжині смуги, охолодження підкату, що знаходиться на підвідному рольгангу, коливань натягування смуги під час прокатки, різнотовщинності підкату, зміни розхилу між робочими валками прокатної кліти виникають коливаннями товщини прокату вздовж смуги. Традиційна система автоматичного регулювання товщини (САРТ) побудована на основі напівемпіричних математичних моделей не дозволяє врахувати вплив усіх факторів, що впливають на процес прокатки. Для покращення якості регулювання САРТ і відповідно якості металопрокату є доцільним використання інтелектуальних систем керування [1].

Підвищення ефективності регулювання товщини металопрокату в умовах неповної інформації про об'єкт керування і з урахуванням його параметричної невизначеності методами штучних нейронних мереж.

Зниження поздовжньої різнотовщинності металопрокату в чистовій групі широкосмугового стану забезпечується застосуванням регуляторів товщини з електромеханічними або гідравлічними натискними пристроями шляхом зміни розхилу валків у процесі прокатки. При регулюванні на основі інформації про підкат (хімічний склад, температурний профіль, товщина й ширина), а також інформації про стан механічних вузлів прокатної кліти за допомогою адаптивних і аналітичних моделей проводиться розрахунок уставки розхилу валків кліти. Функціональна схема САРТ на основі адаптивних моделей представлена на рис. 1.

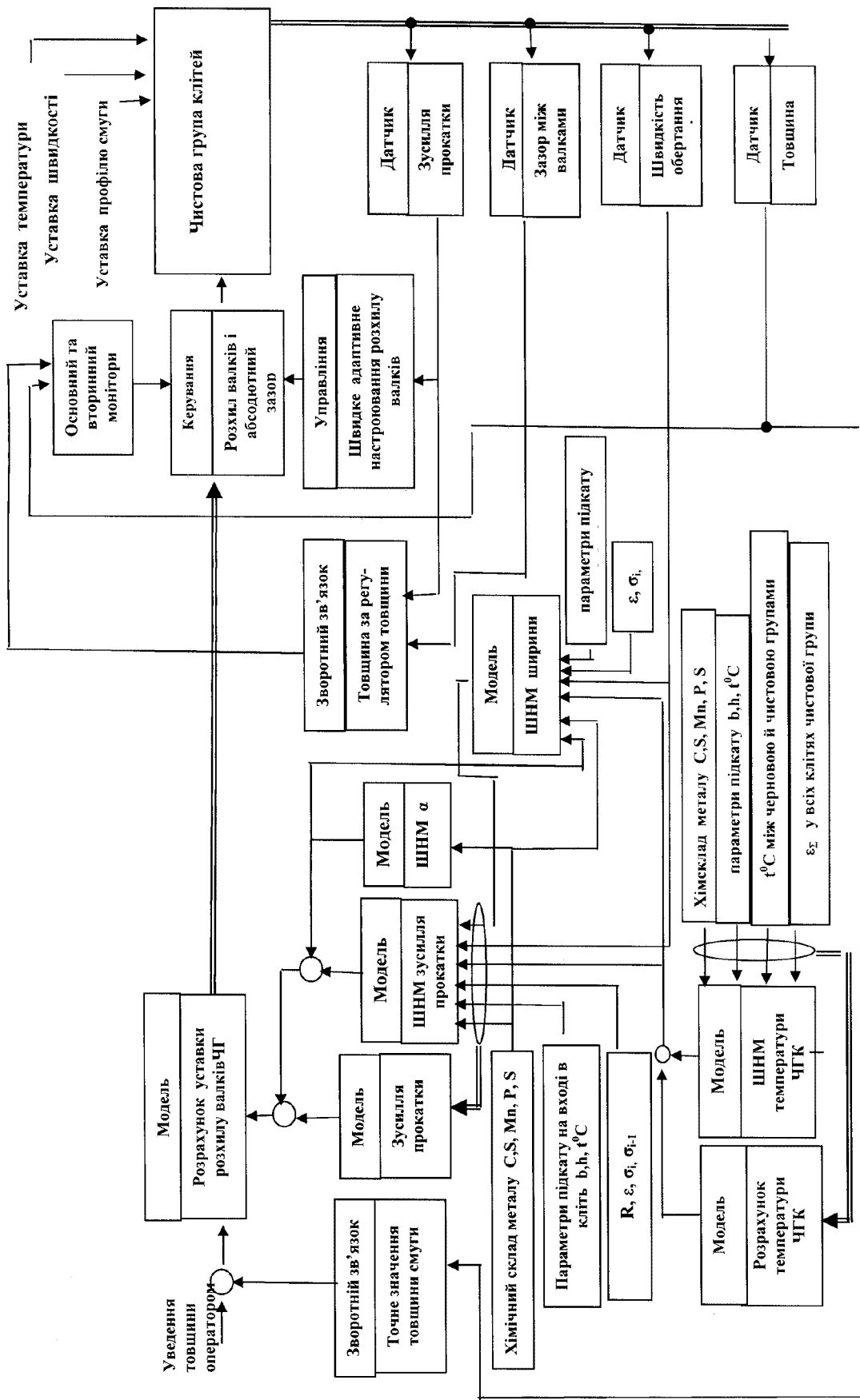


Рис. 1. Функціональна схема САРТ на базі адаптивних моделей

Стійкий і безаварійний процес прокатки смуги високої якості в чистовій групі клітей без участі оператора реалізується за допомогою взаємодії локальних систем автоматичного керування товщиною, натягуванням, петлі й швидкістю смуги. Координація локальних систем реалізується на другому рівні системи керування чистовою групою на основі формування уставок розхилу валків прокатної кліті, положення та зусилля петле тримача та швидкості обертання прокатних валків.

Основним критерієм роботи САРТ є точність регулювання, що досягається на основі розробки відповідних алгоритмів керування і швидкодіючими приводами позиціонування зміни розхилу робочих валків прокатної кліті. В САРТ широкоосмугового стану гарячої прокатки реалізується залежність Головіна-Сімса $h_1 = \delta_0 + \frac{F_k}{K_k}$ [1],

де h_1 — товщина металу, що прокочується, δ_0 — розхил ненавантажених валків, F_k — зусилля прокатки; K_k — коефіцієнт жорсткості прокатної кліті у напрямку прокатки. Для забезпечення повної компенсації повздовжньої різнотовщинності смуги (підтримання постійним h_1) виконують регулювання розхилу валків на величину $\Delta\delta$ в залежності від зміни зусилля прокатки $\Delta\delta_1 = \frac{F_k}{C_k}$. Для визначення F_k — ви-

користовують аналітичні моделі, наприклад Целікова, Кука та Маккрума (Cook und McCrum) [1], до складу яких входять характеристики прокату, що залежать від фізико-механічних характеристик, температури та товщини підкату, швидкості прокатки, характеристик прокатної кліті і т.і.

Точність розрахунок зусилля прокатки також залежить від початкового положення робочих валків й властивостей матеріалу (товщина, й фізичні характеристики). Завдання адаптивного керування полягає в тому, щоб на основі існуючих фізико-математичних ширин, температура моделей прокатки, за допомогою аналізу даних і оптимізації механізмів адаптації шляхом застосування відповідних методик розпізнати й зменшити помилки окремих моделей. Для адаптації математичної моделі до умов прокатки використовують штучні нейронні мережі у вигляді багатошарового пресептрона (БШП).

Для проведення навчання нейронних мереж проводиться статична обробка даних, що характеризують процес прокатки. До них відносяться: вимірювані значення (температура смуги за кожною кліттю, зусилля прокатки й згинаюче зусилля в кожній кліті, швидкість руху смуги за кожною кліттю, товщина смуги на вході й виході із кожної і кліті); хімічний склад підкату (C, Si, Mn, P, S, Al, Cr, Cu, Mo, Ti, Ni, V, Nb, N, B, Sn); параметри деформації (відносне обтиснення в кожній кліті); параметри прокатної кліті (радіус робочих валків останньої кліті). Статистичні дослідження показали, що похибка товщини смуги, що прокочується, дуже сильно залежить від матеріалу смуги [1].

Аналіз кореляційних залежностей технологічних параметрів показав, що експериментальні дані утворюють різні кластери розташовані в різних районах площини даних. Визначення вказаних кластерів проводять за допомогою методу «інертного газу» [3] і є необхідним для уникнення числових проблем при роботі ШНМ.

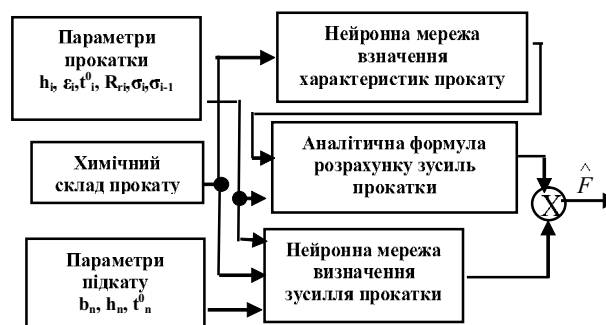


Рис. 2. Функціональна схема прогнозування зусилля прокатки з використанням нейронних мереж

В результаті досліджень встановлено, що на погрішність уставки регулятора товщини впливають параметри валків (зовнішній діаметр і внутрішній діаметри робочих і опорних валків), модулі пружності смуги й кліті, специфічні теплоємності валків [2].

Для забезпечення роботи ШНМ необхідно нормування усіх вхідних величин, Однак, наявність в експериментальних даних відсторонення окремих значень спотворюють результат. Зокрема в значній мірі змінюється хімічний склад металопрокату в залежності від виду сталі, що прокочується. Тому весь спектр продукції, що прокочується на ШСГП, можна умовно поділити на три класи: традиційна сталь; високоякісна сталь; прокат особливої якості. Наближений розподіл можна провести на основі легуючих складових Cr і Ni, використовуючи кореляційну залежність (рис. 3).

Для надійної роботи ШНМ необхідно нехтувати вхідними величинами, які сильно корелюють із іншими вхідними величинами або сильно зашумлені. Встановлено, що існує висока кореляція між кінцевою товщиною прокату (Δh) й швидкістю прокатки в останній кліті (v_v), а також між вмістом легуючих елементів (Σ , %) і відхиленням товщини смуги (рис. 4).

Для покращення математичних моделей досліджувалися БШП для наступних цільових величин: уставки товщини; похибка уставки товщини; зусилля прокатки; похибки зусилля прокатки. Усі експерименти проводилися для останньої кліті чистової групи ШСГП з використанням мережі ADALINE [2]. Ця лінійна мережа є дуже некритичною до часу виконання, вимог до пам'яті і може працювати в цілому з 25 вхідними величинами.

Можливим є застосування ШНМ як для формування уставки регулятора товщини без використання математичних моделей прокатки, так і для корекції устав-

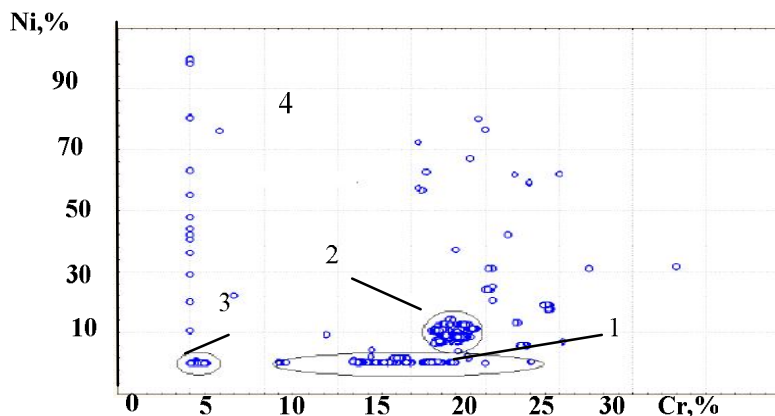


Рис. 3. Поділ сортів сталі на чотири групи
1 — ферит; 2 — аустеніт;
3 — звичайна сталь; 4 — спеціальні види сталі

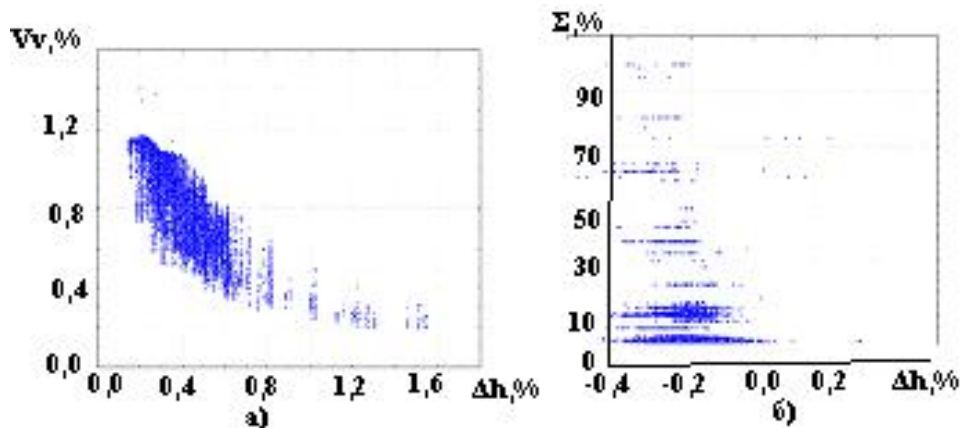


Рис. 4. Кореляційна залежність: а) між швидкістю смуги в останній кліті та відхиленням товщини; б) між вмістом легуючих елементів і відхиленням товщини смуги

ки регулятора товщини за допомогою ШНМ. Структура мережі уставки відповідає мережі погрішності уставки НСОТ, що представлена на рис. 5. Проведені дослідження показали, що ШНМ уставки може описувати процес прокатки майже так добре, як і при використанні аналітичних моделей процесу (середнє збільшення погрішності по товщині залежно від типу мережі перебуває в межах 2 і 5 %). Таким чином, використання ШНМ не дозволяє мінімізувати похибку прогнозування товщині прокату краще ніж математичні моделі. Тому більш доцільним є прогнозування не уставки регулятора товщини, а тільки похибки уставки.

ШНМ погрішності уставки товщини — надалі позначається як НСОТ (нейронна мережа залишкової помилки регулятора товщини) і представляє собою доповнення до традиційних моделей, Оцінювання якості моделей процесу проводилося за допомогою множинної лінійної регресії з погрішністю товщини як цільовою величиною. Аналогічні дослідження можна провести за допомогою лінійної нейронної мережі. Така мережа позначається як НСОТ І (рис. 5) (для ШНМ використано багатопаровий пресептрон (БШП) [3]) Для БШП використано в цілому 25 вхідних величин.

Виходом БШП є очікувана помилка товщиноміра за останньою кліткою. Результат прогнозування (z) не вводиться назад у процес, а тільки протоколюється для оцінки якості прогнозування.

Фактичні погрішності для даних, що оцінені за допомогою НСОТ, представлені в таблиці 1 у вигляді діаграм розкиду на рис. 6, 7. При цьому розрізняють так звані послідовні смуги, під якими розуміють смуги для яких хімічний склад і геометричні габаритні розміри в порівнянні з підкатом залишаються майже постійними, і перестановочні смуги.

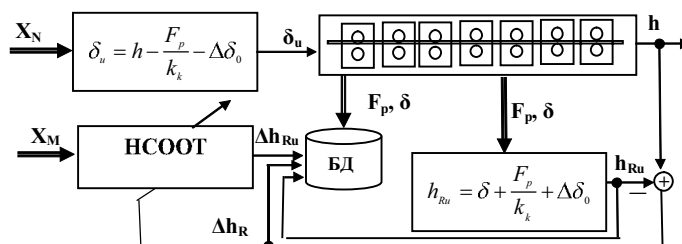


Рис. 5. Функціональна схема НСОТ

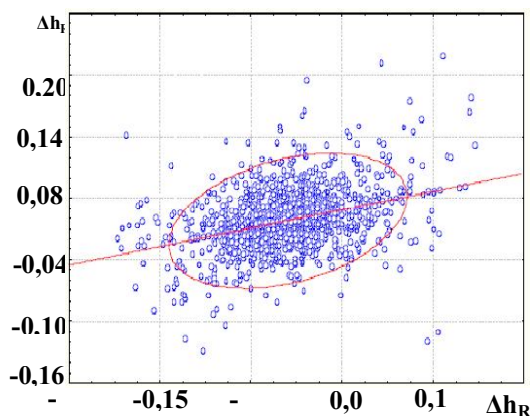


Рис. 6. Прогнозування помилки регулятора товщини для послідовних полос. Рівняння регресія: $\Delta h_{Ru} = -0,0057 + 0,186 \cdot \Delta h_R + \varepsilon$

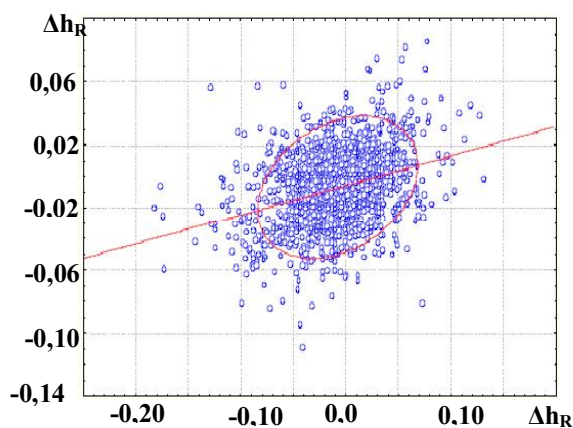


Рис. 7. Прогнозування помилки регулятора товщини для смуг перестроювання (1166 випадків). Рівняння регресія: $\Delta h_{Ru} = 2,599 \cdot 10^{-4} + 0,178 \cdot \Delta h_R + \varepsilon$

Таблиця 1. Результати уставки регулятора товщини визначених з використанням ШНМ

Вид результату та використана ШНМ	Середнє значення (мм)	Стандартне відхилення (мм)
Помилка уставки регулятора товщини	-0,004924	0,048658
Помилка при визначенні уставки за допомогою БШП 5	-0,006759	0,018128
Помилка при визначенні уставки за допомогою БШП 60	-0,005613	0,01870
Помилка, при корекції уставки за допомогою мережі помилки БШП 5	0,001835	0,044954
Помилка, при корекції уставки за допомогою мережі помилки БШП 60	0,000684	0,044654

Аналіз наведених результатів показав, що якість прогнозування в обох випадках є приблизно однаковою.

Незважаючи на той факт, що ШНМ лише прогнозує похибку регулятора товщини, використання значень ШНМ для підналагодження уставки регулятора товщини може дозволити покращити точність уставки максимум на 1—2 %.

Комбінація регулятора товщини з ШНМ похибки уставки в підсумку утворює гібридну модель для уставки. У протилежності до автономної мережі НСОТ, що тільки фіксує (протоколює) результат, на рис. 8 представлена інтерактивна мережа НСОТ А, в якій вихід мережі використовується для регулювання.

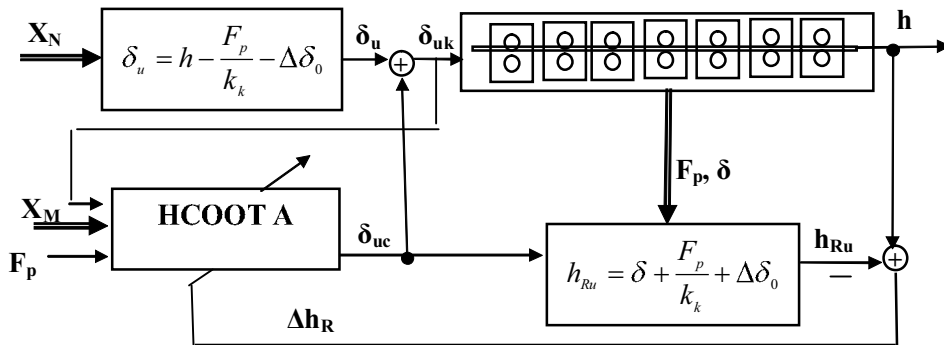


Рис. 8. Структура мережі підналагодження уставки НСОТ А

Результати вимірювань з вказаною системою (табл. 1) показали, що БШП лише з 5 нейронами в закритому шарі дозволяє значно покращити похибку уставки. Підвищення кількості вільних параметрів забезпечує зменшення середньої погрішності.

Висновок. За допомогою адаптивного керування уставки регулятора товщини при використанні нейронної мережі погрішності уставки, можна майже повністю усунути середні погрішності уставки і, крім того, покращити погрішності по товщині приблизно на 10 %.

Використання ШНМ для корекції помилки аналітичної моделі розрахунку зусилля прокатки дозволяє суттєво підвищити точність прогнозування зусилля прокатки, покращити якість регулювання товщини і забезпечити випуск металопродукту високої якості.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Богаенко И.Н., Рюмшин Н.А., Васичкин В.И. и др. Автоматизация станов горячей прокатки / И.Н. Богаенко — К: Техніка, — 1996. — 337 с.*
2. *Богаенко И.Н. и др. Нейронные сети в системах автоматизации / И.Н. Богаенко — К: Техніка, — 1998. — 437 с.*
3. *Беркинблей М.Б. Нейронные сети / М.Б. Беркинблей; Москва Мирос. — М.: Мирос, 1993. — 464 с.*

С.Н. Балюта, И.Ю. Бурлай,
Л.О. Копытова

Автоматизированная система управления технологическими параметрами с использованием нейронных систем

Представлена структурная схема автоматизированной системы управления технологическими параметрами, основанная на адаптивной математической модели с использованием искусственных нейронных сетей. Для проведения обучения нейронных сетей проводится статическая обработка данных, характеризующих процесс прокатки. Анализ корреляционных зависимостей технологических параметров показал, что экспериментальные данные образуют различные кластеры, расположенные в разных районах плоскости данных. Определение указанных кластеров проводят с помощью метода «инертного газа», что необходимо для избежания числовых проблем при работе ИНС. Все эксперименты проводились для последней клети чистовой группы ШСГП с использованием сети ADALINE. Эта линейная сеть очень нечувствительна ко времени выполнения, требованиям к памяти и, в целом, может работать с 25 входными величинами. Показано, что наиболее эффективным является применение искусственных нейронных сетей для коррекции уставки регулятора толщины. С помощью адаптивного управления уставки регулятора толщины при использовании нейронной сети погрешности уставки, можно почти полностью устранить средние погрешности уставки и примерно на 10 % улучшить погрешности по толщине.

Ключевые слова: система автоматического регулирования толщины (САРТ), искусственные нейронные сети (ИНС), широкополосный стан горячей прокатки

S. Baluta, I. Burlay,
L. Kopitova

Highly automated control system of technological parameters using neural HR Systems

The block diagram of the automated control system of technological parameters, based on adaptive mathematical models using artificial neural networks. For training the neural network is static data processing that characterize the process rolling. Analysis of correlation dependencies of technological parameters showed that the experimental data form different clusters are located in different parts of the data plane. Determination of these clusters is carried out by using the «inert» and is necessary to avoid numerical problems when using ANN. All experiments were conducted for the last finishing mill group SHSHP using network ADALINE. This linear network is very critical to the execution time, memory requirements, and can operate in the whole of the 25 input variables. Shown that the most effective is the use of artificial neural networks to adjust setpoint controller thickness. With adaptive control setpoint controller thickness using neural network error setting can almost completely eliminate errors medium setting and, in addition, to improve the error in thickness by about 10 %.

Key words: automatic gauge control (AGC), artificial neural network (ANN), broadband hot rolling mills

e-mail: jimp@ukr.net

Надійшла до редколегії 16.04.2012 р.