

КОМП'ЮТЕРНА МОДЕЛЬ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ ТА ДІАГНОСТИКИ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ НАГРІВУ СЛЯБІВ У МЕТОДИЧНІЙ ПЕЧІ

Для технологічного процесу прокатки металу в листопрокатних цехах актуальним є завдання підвищення якості нагріву заготовок у методичних печах. Контроль та оптимальне управління режимами нагріву металу дозволить істотно знизити втрати металу з окалиною та покращити процес прокатки.

Порівняльний аналіз існуючих систем контролю технологічних процесів, побудованих з використанням «традиційних» математичних моделей та методів штучного інтелекту, виявив переваги останніх, такі як наочність реалізації принципів послідовного прийняття рішень, висока достовірність розпізнавання, наявність алгоритмів навчання, що не вимагають зберігання великих обсягів інформації, відсутність необхідності перенавчання системи.

Запропоновано застосування штучних нейронних мереж для побудови системи контролю та діагностики процесу нагріву слябів у технологічних зонах методичної печі. У завдання створюваної системи входить стеження за вхідними параметрами, що характеризують перебіг технологічного процесу нагріву слябів та видача рекомендацій щодо коригування цього процесу.

Спроектвана нейронна мережа є одношаровою з прямою передачею сигналу та складається з чотирьох перцептронів, кожен з яких відповідає певній технологічній зоні печі. Навчання мережі відбувається за дельта-правилом. Алгоритм навчання та роботи мережі реалізований у математичному пакеті Matlab. Нейронна мережа діагностує відхилення технологічних параметрів від нормального режиму, що може призвести до перегріву слябів та їх пошкодження, а також до перевитрат газу, та може бути налаштованою і на діагностування недогріву металу.

Застосування системи передбачається у складі інтегрованої автоматизованої системи керування товстолистовим прокатним станом. Вихідний сигнал системи може бути використаний у системі автоматичного керування процесом нагріву металу в методичній печі.

Ключові слова: інтегрована АСУ, товстолистовий прокатний стан, методична піч, режим нагріву, система контролю та діагностики, штучна нейронна мережа, комп'ютерне моделювання.

Постановка проблеми. Підвищення якості нагріву заготовок у методичних печах продовжує залишатися актуальним завданням при прокатуванні металу в листопрокатних цехах. Оптимізація процесу нагріву заготовок може істотно знизити втрати металу з окалиною та покращити процес прокатки.

Вирішальну роль при цьому грає контроль за режимами нагріву металу. Дані контролю необхідні не тільки експлуатаційному персоналу, але й використовуються в системах управління методичними печами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. При виникненні порушень у роботі технологічної установки з інтегрованою автоматизованою системою управління (АСУ) обслуговуючому персоналу важко швидко виявити та встановити неполадки чи порушення ведення технологічного процесу. Для підтримки управління процесами та швидкого пошуку

Машинобудування і зварювальне виробництво

порушень необхідна ефективна система контролю та діагностики (СКД). При ранньому виявленні порушень у ході процесу можуть бути проведені заходи, що запобігають аварійній ситуації або зупинці технологічного об'єкта.

Для поліпшення ідентифікації помилок в СКД широко використовуються математичні моделі процесів, що описують статичні і динамічні режими, застосовуються методи ідентифікації помилок на підставі оцінки параметрів, рівнянь паритетів та оцінки величин, що характеризують стан процесу [1].

Аналіз сучасних методів контролю та діагностики складних систем показує, що вони мають ряд істотних недоліків: низька достовірність розпізнавання, великий обсяг обчислень для досягнення прийнятної достовірності, складність при перенавченні системи, необхідність зберігання великої кількості навчальних послідовностей [2].

У той же час широкого поширення набули розпізнавальні системи, побудовані на принципах штучних нейронних мереж (ШНМ). Найбільш популярними для вирішення завдань розпізнавання образів є мережі прямого поширення (перцептрони) [3]. Основними перевагами нейронних мереж прямого поширення є: реалізація принципу послідовного прийняття рішень, здатність до шматково-лінійного, нелінійного та багатозв'язного поділу простору ознак, а також наявність алгоритмів навчання, що не вимагають зберігання великих обсягів інформації [3, 4].

За допомогою тренувальних даних нейронна мережа здатна вивчити бажане співвідношення входу/виходу. Для цієї мети необхідно в процесі навчання мережі змінювати її параметри, щоб отримати на виході бажаний результат. Помилки діагностуються шляхом порівняння даних реального об'єкта з еталонними величинами, виробленими моделлю процесу чи результатами статистичної обробки експериментальних даних.

Метою роботи є проектування штучної нейронної мережі для автоматизованої системи контролю та діагностики технологічного процесу нагріву слябів у семизонній методичній печі з крокуючими балками, яка працює у складі ІАСУ товстолистового прокатного стану.

Задачею створеної системи є контроль вхідних параметрів, що характеризують перебіг технологічного процесу. Система видає рекомендації щодо коригування процесу нагріву слябів. Вихідний сигнал системи може бути використаний в АСУ методичної печі.

Виклад основного матеріалу. Запропонована ШНМ є одношаровою та складається з чотирьох нейронів, кожен з яких відповідає певній технологічній зоні печі – методичній (перша група пальників), першій зварювальній (об'єднує другу та третю групу пальників), другій зварювальній (об'єднує четверту та п'яту групу пальників) та томильній (об'єднує шосту та сьому групу пальників). На кожен із нейронів надходить чотири сигнали: витрати газу на зону (сума витрат газу груп пальників), витрати повітря на зону (сума витрат повітря груп пальників), температура в зоні (показання активної термопари) та середньомасова температура слябів на виході з зони.

У результаті статистичної обробки параметрів нагріву слябів по зонах для різних груп нагріву та марок сталі визначено діапазони значень, для яких режим нагріву відповідає опорним траєкторіям, а перепад температур по перетину сляба не перевищує норми, передбаченої технологічною картою. Так само в ході обробки даних визначено діапазони значень, по яких можна судити про порушення технології нагріву слябів у методичній печі. Отримані значення використані при проектуванні та навчанні нейронної мережі для системи контролю та діагностики нагріву.

Навчання ШНМ (визначення вагових коефіцієнтів на вході нейронів) відбувається за дельта-правилом із заданою точністю збіжності [3]. Вхідний вектор містить значення, близькі до діапазону, що характеризує порушення режиму нагріву у відповідних нейронах зонах. Як цільовий вектор

Машинобудування і зварювальне виробництво

обраний 0 (нуль). Вихід нейрона (вихід активаційної функції) під час навчання прийнятий рівним вектору стану.

Алгоритм навчання реалізований у математичному пакеті Matlab.

У результаті роботи програми отримані вагові коефіцієнти для кожного з входів нейронів та графічне відображення швидкості збігу векторів стану нейронів та цільових векторів (рис. 1).

Спроектована мережа при вхідних значеннях, що відповідають початковій межі діапазону значень порушення технології нагріву, видає вектор стану рівний 0 (нулю), і близькі до нуля значення при будь-якому іншому вхідному векторі.

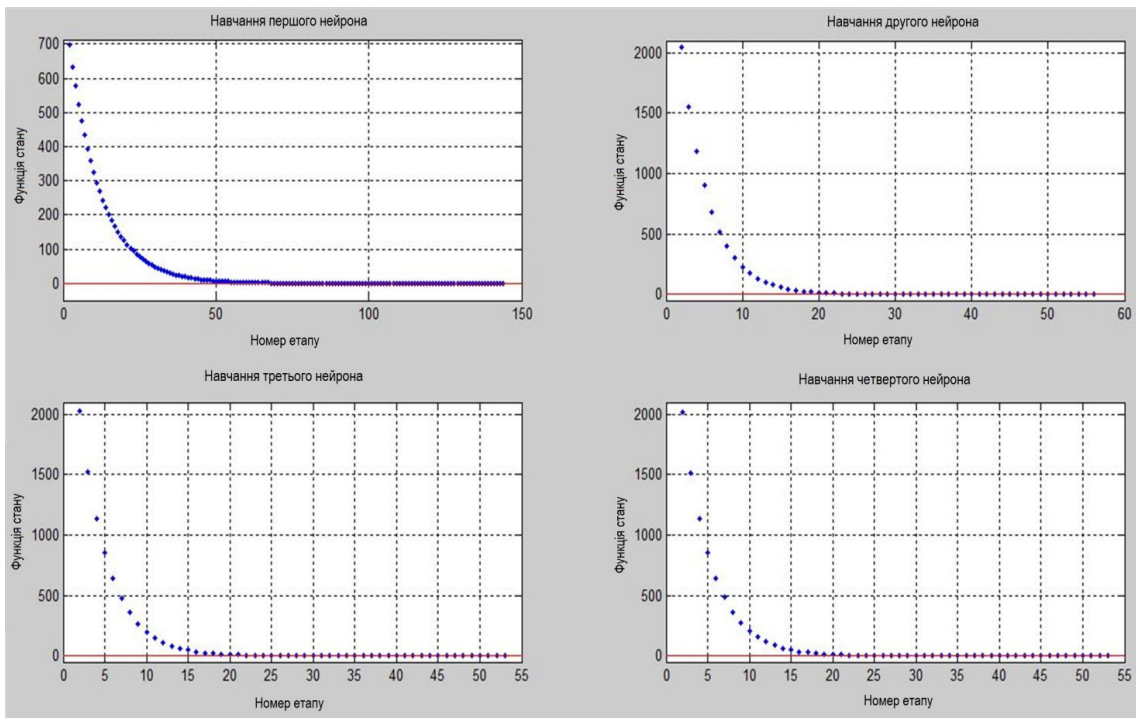


Рисунок 1 – Графічна візуалізація процесу навчання ШНМ

Для виконання діагностики порушень нагріву слябів необхідно вибрати активаційну функцію нейронної мережі. Враховуючи два можливі стани технологічного процесу – «нормальний режим» та «порушення режиму», як активаційну обрано одноступінчасту одиничну функцію, яка характеризується двома станами: 0 та 1. Для введення активаційної функції у програмі використовується імітатор роботи нейронної мережі, який дає можливість задати різні вхідні вектори для кожного з нейронів та отримати відповідні вектори стану.

Визначається ведучий параметр, за допомогою якого будуватиметься активаційна функція. Середньомасова температура слябів визначається температурою у зоні – цей параметр є веденим. Температура в зоні регулюється витратами газу та повітря на зону – цей параметр теж ведений. Витрати повітря на зону залежать від витрат газу. Тому, у якості ведучого параметра приймаються витрати газу на зону.

В імітаторі роботи ШНМ задається вектор з різним діапазоном значень витрат газу на зону, до якого входять як допустимі, так і недопустимі значення. У результаті отримується графічне відображення роботи імітатора – залежність значень вхідного вектора від вихідного вектора стану нейронів (рис. 2). Графічним методом визначається напрямок вектора стану нейронів. Метод полягає у визначенні напрямку відхилення вектора стану від цільового при

Машинобудування і зварювальне виробництво

різних вхідних значеннях ведучого параметра.

Якщо елементи вхідного вектора знаходяться у діапазоні неприпустимих значень, вектор стану збільшується, тобто стає більше 0 (нуля). При допустимих значеннях ведучого параметра і значеннях, близьких до неприпустимих, вектор стану менше або дорівнює 0 (нулю). Виходячи з цього, на виходах Y_i встановлюється низький сигнал (0), рівнозначний нормальному (допустимому) режиму нагріву слябів у зоні, або високий сигнал (1) на виходах Y_i , рівнозначний порушенню режиму нагріву – виходу значень за допустимий діапазон. Налаштовується активаційна функція, враховуючи, що значення векторів стану нейронів, нижчі нуля або рівні йому, з деякою точністю сприймаються активаційною функцією як «низький сигнал». Виходи нейронів Y_i встановлюються в 0 (нуль). Значення вище нуля сприймаються як «високий сигнал», та виходи нейронів встановлюється в 1.

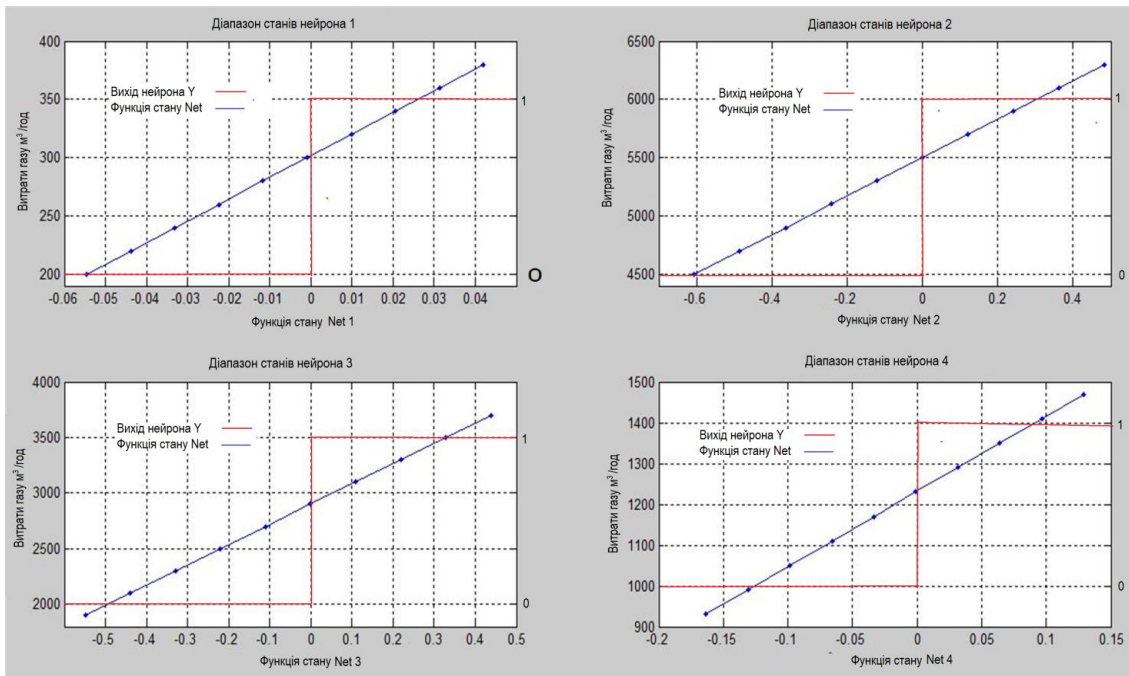


Рисунок 2 – Графічний метод визначення діапазону станів нейрона

У результаті отримана налаштована штучна нейронна мережа (рис. 3) з наступною логікою роботи:

1. При нормальному режимі нагріву, який характеризується відповідними вхідними параметрами нейронів, ШНМ видаватиме «низький сигнал», а при відхиленнях від нормального режиму – «високий сигнал». При цьому враховується, що кожен вхідний сигнал має свою вагу, що налаштовує чутливість нейрона.

2. При високих значеннях витрат газу і повітря, що виходять за допустимий діапазон, вони можуть вважатися допустимими, якщо температура в зоні та середньомасова температура слябів низька, і в цьому випадку необхідний форсований нагрів, щоб вийти на потрібну траєкторію нагріву відповідно до темпу видачі. У цьому випадку вихід нейрона не досягне «високого сигналу».

3. «Високий сигнал» буде досягнутий у випадку, якщо температура в зоні та середньомасова температура слябів знаходяться у діапазоні допустимих значень, і немає

Машинобудування і зварювальне виробництво

необхідності у більш високих значеннях витрат газу або повітря, адже це призведе до їх перегріву. У цьому випадку можна діагностувати порушення режиму опалення зон.

4. «Високий сигнал» буде досягнутий у випадку, якщо витрати газу та повітря знаходяться у діапазоні допустимих значень, але температура в зоні зростає і виходить за допустимий діапазон. У цьому випадку можна діагностувати неповне завантаження зони слябами чи їх відсутність.

5. «Високий сигнал» буде досягнутий у випадку, якщо середньомасова температура слябів на виході з зони перевищує допустиму при допустимих значеннях інших параметрів. Тут також можна діагностувати порушення режиму нагріву слябів та їх перегрів.

Таким чином, ШНМ діагностує відхилення від нормального режиму, що може призвести до перегріву слябів та їх пошкодження (появи тріщин, оплавлення окалини), а також до перевитрат газу.

Можна налаштувати мережу таким чином, щоб контролювати і низькі значення параметрів, виходячи з яких діагностувати недогрів металу. Проте, це не є надто важливим, оскільки недогрів можна скомпенсувати у будь-якій з активних зон, і до моменту випуску сляба в прокат вивести його температуру на опорну траєкторію.

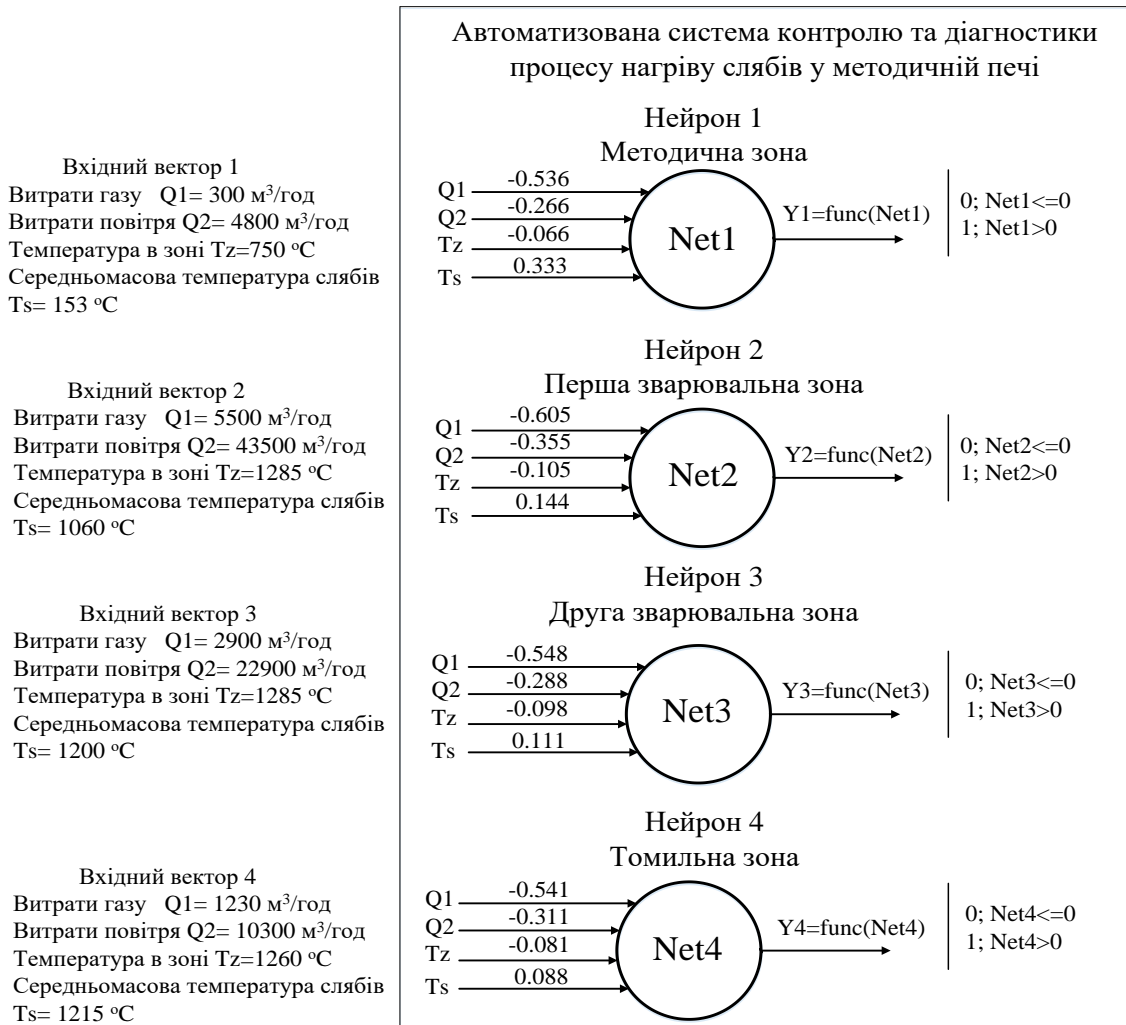


Рисунок 3 – Структурна схема ШНМ для системи контролю та діагностики технологічного процесу нагріву слябів

ВИСНОВКИ

Технологія штучних нейронних мереж є цілком придатною основою для застосування в системах контролю та діагностики в умовах металургійної промисловості, проте її застосування має бути узгоджено як зі специфікою технології ШНМ, так і специфікою технологічного процесу, що підлягає контролю.

Запропонована стратегія побудови експертної системи з використанням технології ШНМ дозволяє досить просто та наочно реалізувати ідентифікацію процесу нагріву слябів у методичній печі. Доцільність використання запропонованої системи у складі класичної ІАСУ цілком виправдана в якості допоміжного засобу управління методичною піччю, акцентуючи увагу на технологічних параметрах, які є важливими для оптимального режиму нагріву.

Список використаних джерел:

1. *Грабовський, Г. Г.* Системи контролю та діагностики в інтегрованих АСУ товстолистовими станами / *Г. Г. Грабовський, М. Г. Ієвлев, С. Є. Мойсеєнко* // Математичні машини і системи. – 2021. – № 4. – С. 58–69.
2. *Нечипорук, О. П.* Недоліки сучасних технологій діагностування складних систем і завдання їх усунення / *О. П. Нечипорук* // Математичне моделювання. – 2013. – № 1 (28). – С. 10–13.
3. *Добровська, Л. М.* Теорія та практика нейронних мереж : навч. посіб. / *Л. М. Добровська, І. А. Добровська.* – К. : НТУУ «КПІ» Вид-во «Політехніка», 2015. – 396 с.
4. *Субботін, С. О.* Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. / *С. О. Субботін.* – Житомир: Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.

Cherevko O., Shcherbakov S.

COMPUTER MODEL OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR THE AUTOMATED SYSTEM FOR CONTROL AND DIAGNOSTICS OF THE TECHNOLOGICAL PROCESS OF SLAB HEATING IN A METHOD FURNACE

For the technological process of metal rolling in sheet-rolling shops, the task of improving the quality of heating blanks in methodical furnaces is relevant. Control and optimal management of metal heating modes will allow to significantly reduce the loss of metal with scale and improve the rolling process.

A comparative analysis of existing control systems of technological processes, built using "traditional" mathematical models and artificial intelligence methods, revealed the advantages of the latter, such as the clarity of the implementation of the principles of consistent decision-making, high recognition reliability, the presence of learning algorithms that do not require the storage of large volumes of information, no need to retrain the system.

The use of artificial neural networks for the construction of a control and diagnosis system for the process of heating slabs in the technological zones of a methodical furnace is proposed. The task of the created system includes monitoring the input parameters that characterize the course of the technological process of heating slabs and issuing recommendations for adjusting this process.

The projected neural network is single-layer with direct signal transmission and consists of four perceptrons, each of which corresponds to a certain technological zone of the furnace. The network is trained according to the delta rule. The network training and operation algorithm is implemented in the Matlab mathematical package. The neural network diagnoses the deviation of

technological parameters from the normal regime, which can lead to overheating of slabs and their damage, as well as to gas overconsumption, and can be configured to diagnose underheating of metal.

The system is expected to be used as part of an integrated automated control system for a thick sheet rolling mill. The output signal of the system can be used in the automatic control system of the metal heating process in the methodical furnace.

Keywords: *integrated control system, thick sheet rolling mill, methodical furnace, heating mode, control and diagnostic system, artificial neural network, computer modeling.*

Стаття надійшла 15.03.2024 р.

УДК 621.791.92

doi.org/10.31498/2522-9990272024303136

Щербаков С. В., Черевко О. О.

ОПТИМІЗАЦІЯ РОБОТИ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ СЕКЦІЙ ВТОРИННОГО ОХОЛОДЖЕННЯ МБЛЗ

Вирішення проблем із якістю слябів, виготовлених в умовах МБЛЗ, пов'язане з налагодженням і оптимізацією роботи системи автоматичного охолодження в секціях ЗВО та коригуванням роботи технологічного обладнання. Розрахунок оптимальних витрат води на секції зон вторинного охолодження є важливим завданням, що вирішується впровадженням комплексних підходів – від експериментальних досліджень до математичного моделювання із застосуванням сучасних програмно-технічних засобів аналізу.

В роботі розглянуто особливості розподілу щільності зрошення поверхні заготовки в зоні вторинного охолодження МБЛЗ. Сформульовано критерії оптимальної роботи обладнання зони вторинного охолодження, що впливають на якість готової продукції та ефективність технологічного процесу. Зроблено аналітичне дослідження потенційних можливостей використання математичного моделювання процесу охолодження заготовок в секціях ЗВО. Показано недостатню ефективність використання моделей на базі класичних рівнянь теплопровідності в зв'язку з певними труднощами та обмеженнями, обумовленими наявністю різних типів теплообміну між поверхнею заготовки, форсунками, зовнішнім середовищем, а також в зв'язку з неможливістю коректного врахування в моделюванні конструктивних особливостей обладнання, його технічного стану, поточних умов технологічного процесу.

Наведено альтернативні методики швидкої експериментальної оцінки роботи форсунок секцій вторинного охолодження, особливістю яких є можливість прямого отримання даних від об'єкту дослідження для подальшої обробки. Проведено аналіз ефективності методик та особливостей їх практичного застосування. Розроблено експериментальну установку та програмне забезпечення для оцінки стану форсунок та розрахунку статистичних характеристик якості охолодження поверхні заготовки з метою отримання рекомендацій щодо досягнення рівномірності тепловідведення та зменшення ймовірності утворення тріщин.

Ключові слова: *безперервна розливка, секції зони вторинного охолодження МБЛЗ, форсунки, методики експерименту, програмне забезпечення, візуалізація, статистичний аналіз.*