

УДК 621.78.08

Д.В. Богачев, Е.В. Ершов, И.А. Варфоломеев

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ МОДУЛЬ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ УСКОРЕННЫМ ОХЛАЖДЕНИЕМ ЛИСТОВОГО ПРОКАТА

В статье предложена реализация интеллектуального модуля системы управления установкой ускоренного охлаждения листового проката с использованием алгоритмов нейро-нечеткого моделирования. Выполнен анализ проблемы выбора значимых факторов модели управления и рассматривается подход к решению данной задачи с использованием технологии «box-counting». Приведены результаты тестирования разработанного модуля с использованием производственно-технологических данных стана 5000 ЛПЦ-3 ОАО «Северсталь».

Установка ускоренного охлаждения, листовой прокат, нейро-нечеткая модель, метод главных компонент, значимые факторы.

The paper describes the intelligent module's implementation of the control system of accelerated cooling machine of rolled sheet on the base of neuro-fuzzy modeling algorithms. The article presents the analysis of the problem of choosing the model's significant factors and the description of one of the approaches for solving the problem of automatic data mining using «box-counting» technology. The paper also includes implemented module's tests' results on the base of technology data for the mill 5000 of the Rolling Department No.3 of JSC «Severstal».

Accelerated cooling machine, rolled sheet, neuro-fuzzy model, principal component analysis, significant factors.

Для повышения конкурентоспособности на мировом и внутреннем рынках металлургические предприятия активно внедряют в процесс производства проката новейшие технологии и агрегаты, обеспечивающие высокое качество готовой продукции и снижающие экономические затраты. Одним из способов совершенствования контролируемой прокатки является использование процесса ускоренного охлаждения металла. Применение данной процедуры позволяет получить на выходе из стана прокат с требуемой температурой. При этом ускоренное охлаждение является перспективной технологией термомеханической обработки низколегированных сталей, которая дает возможность повысить качество проката и увеличить производительность стана [5], [6].

Наиболее известным и широко изученным способом охлаждения является струйное охлаждение. На использующих его установках охладитель подается на верхнюю и нижнюю поверхность листа в виде плоских потоков. Данная технология обеспечивает равномерное охлаждение проката. При этом расходы охладителя, поступающего снизу и сверху, задаются независимо друг от друга. Как правило, установка имеет несколько секций охлаждения с отдельно регулируемым расходом. Дополнительно каждая секция может быть разбита на отдельные зоны для более точного управления.

Оператору установки ускоренного охлаждения до начала обработки партии поступает информация о прокате, требуемой технологии обработки (режиме), конечной температуре охлаждения и т.д. Оператор осуществляет выбор количества включаемых секций, а система управления – расчет расходов охладителя

по зонам секций, предварительный расчет скорости движения раскатов через установку.

Управление ускоренным охлаждением сталкивается с рядом трудностей, связанных с большой нестационарностью протекающих процессов теплообмена (скорости охлаждения могут достигать нескольких сотен градусов в секунду). Поэтому применение традиционных методов построения модулей управления (использование конечно-разностных схем, экспериментально-статистические зависимости) не всегда приводит к желаемым результатам в силу принимаемых допущений. Таким образом, в данном случае оправданным является использование интеллектуальных методов, наиболее популярными из которых являются нейронные сети и нечеткая логика. Гибридные технологии нейро-нечеткого моделирования и управления обладают преимуществами обоих методов, а также лишены их недостатков. Они представляют собой отображение алгоритмов нечеткого логического вывода в форме многослойной сети с прямым распространением сигнала. Нейро-нечеткие модели позволяют, с одной стороны, привнести способность к обучению и вычислительную мощность нейронных сетей в системы с нечеткой логикой, а с другой стороны – усилить интеллектуальные возможности нейронных сетей свойственными «человеческому» способу мышления нечеткими правилами выработки решений.

При определенных условиях нечеткая система может быть представлена в форме многослойной сети с прямым распространением сигнала. Структура модуля нечеткого вывода представлена на рис. 1 [9].

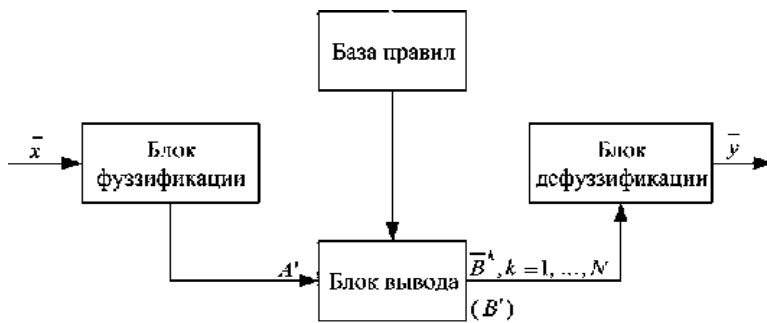


Рис. 1. Структура модуля нечеткого управления

Конкретное значение $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in X$ входного сигнала модуля нечеткого управления подлежит операции фuzziфикации (ФУЗ), в результате которой ему будет сопоставлено нечеткое множество A' . Это нечеткое множество подается на вход блока выработки решения (блок вывода). На выходе блока нечеткого вывода (НВ) по обобщенному нечеткому правилу *modus ponens* получаем одно нечеткое множество B' либо несколько нечетких множеств $\bar{B}^k$. Далее полученные нечеткие множества с помощью определенных методов (дефuzziфикация по среднему центру, метод центра тяжести) отображаются в четкое значение y в блоке дефuzziфикации (ДЕФ).

Знания, составляющие основу корректного функционирования модуля нечеткого управления, записываются в виде нечетких правил в лингвистической форме [9]:

$$R^k : IF (x_1 \text{ это } A_1^k \text{ AND } x_2 \text{ это } A_2^k \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n \text{ это } A_n^k) \\ THEN (y_1 \text{ это } B_1^k \text{ AND } y_2 \text{ это } B_2^k \text{ AND } \dots \text{ AND } y_m \text{ это } B_m^k), \quad (1)$$

где $A_1^k, \dots, A_n^k, B_1^k, \dots, B_m^k$ – нечеткие множества; $k = 1, \dots, n$; $x_1, x_2, \dots, x_n$ – входные переменные модели; $y_1, y_2, \dots, y_m$ – выходные переменные модели.

Один из наиболее известных и часто применяемых способов реализации нечетких систем задается формулой [9]:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k \sigma^k \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right)}{\sum_{k=1}^N \sigma^k \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right)}, \quad (2)$$

где N – количество нечетких правил, n – количество входных переменных, $\bar{x}_i$ – конкретное значение входного сигнала, $\bar{y}$ – конкретное значение выходного сигнала. Здесь в качестве функций принадлежности входных и выходных переменных использу-

ются функции Гаусса, определяемые по формулам:

$$\mu_{A_i^k}(\bar{x}_i) = \exp \left[- \left(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right], \\ \mu_{B^k}(\bar{y}) = \exp \left[- \left(\frac{\bar{y} - \bar{y}^k}{\sigma^k} \right)^2 \right],$$

где $\bar{x}_i^k, \bar{y}^k$ – центры, а σ_i^k, σ^k – коэффициенты растяжения (сжатия) гауссовских кривых для входных и выходных переменных соответственно.

Теперь каждый элемент формулы (1) можно задать в форме функционального блока, что после соответствующего объединения позволяет создать нейроразподобную многослойную сеть. А поскольку алгоритм обратного распространения ошибки можно обобщить на любую сеть с прямым распространением сигнала, то данный модуль нечеткого управления можно обучать также как и обычную нейронную сеть. При этом параметры и весовые коэффициенты будут модифицироваться в процессе обучения, что позволит улучшать подбор нечетких множеств.

Основные трудности использования полученной структуры применительно к построению модели управления установкой ускоренного охлаждения возникают в ходе построения нечетких правил и задания начальных значений параметров функций принадлежности. Данная проблема решается с помощью методов, основанных на самоорганизации. Применительно к функциям принадлежности это означает такое размещение их центров, чтобы они охватывали только те области входных и выходных пространств, в которых находятся данные [2]. При этом требуется избавить оператора, осуществляющего расчет параметров процесса охлаждения, от задания количества термов для всех входных и выходных переменных. Исходя из этого, актуальной представляется задача построения нечетких правил и формирования функций принадлежности на основе обучающих данных.

Для разбиения пространства каждой переменной в работе был использован метод субтрактивной кластеризации [2], [12]. Для синтеза базы правил применялся так называемый алгоритм на основе конкуренции (*competitive learning algorithm*) [2], [9], [13]. Использование указанных технологий позволило оптимизировать процесс построения нейро-нечеткой структуры.

Максимальное число правил (1) модели экспоненциально зависит от числа входных переменных и числа термов для каждого входа [8]. Поэтому процесс построения базы правил стремительно усложняется с возрастанием количества входов и количества нечетких множеств для каждого из них – «проклятие размерности» [11]. Использование нейроразподобной структуры модели упрощает синтез базы правил. Однако вместе с ростом числа правил увеличивается количество весовых коэффициентов модели. В этом

случае резко ухудшаются обучающие способности нейро-нечетких сетей. При использовании субтрактивной кластеризации для разбиения пространства каждого входа отсутствует возможность повлиять на количество термов переменных. Поэтому единственным способом регулирования степени обучаемости модели является уменьшение числа входных переменных, т.е. определение значимых факторов [2].

Понижение размерности входного пространства – сложный и чрезвычайно важный элемент автоматического исследования данных. Исключение малозначимых факторов требуется не только при использовании нейро-нечеткой структуры, но и является необходимым этапом предварительной обработки данных.

При моделировании процесса охлаждения в качестве входных параметров могут выступать следующие показатели: начальная температура проката, требуемая итоговая температура, габариты листа, температура охладителя, период времени между окончанием прокатки и началом охлаждения, марка стали, параметры прокатки.

В качестве основного выходного параметра для управления используется скорость движения проката (стан 5000 ЛПЦ-3 ОАО «Северсталь») или расход охладителя [5].

Наиболее остро проблема выбора входных переменных возникает в случае управления установкой за счет регулирования скорости рольгангов. В такой ситуации параметры расхода охладителя становятся ключевыми влияющими факторами. При этом их число может достигать нескольких десятков в зависимости от имеющегося числа секций охлаждения. Использование такого количества переменных в нейро-нечеткой модели не представляется возможным. В тоже время методы определения значимых факторов, выполняющие отбор нескольких переменных из общего числа, здесь не применимы, так как необходимым является сохранение информации обо всех охлаждающих зонах. Для решения данной проблемы использовался метод главных компонент, позволяющий уменьшить количество входных переменных с наименьшей потерей информации [1], [3]. При этом обработке данным алгоритмом подвергались только параметры, отвечающие за расход охладителя.

Часто в случае установления линейного характера зависимости можно оценить значимость входов построением линейных регрессионных моделей. Однако управляющие параметры установки ускоренного охлаждения проката (скорость рольгангов, расход охладителя) имеют сложные взаимосвязи с входным пространством. Применение же нелинейных регрессионных моделей затруднено необходимостью явного определения характера нелинейности еще до проведения анализа.

Одним из эффективных методов выбора значимых факторов, обладающим возможностью установления нелинейных зависимостей, является метод “box-counting” [4]. Данный метод основывается на определении меры предсказуемости выходов, обес-

печиваемой данным набором входных переменных. Согласно положениям теории информации, мерой предсказуемости случайной величины, является ее энтропия. Энтропия максимальна, когда все значения фактора равновероятны. В методике “box-counting” энтропия приближенно оценивается по набору чисел заполнения ячеек, на которые разбивается интервал ее возможных значений. Чем больше энтропия переменной, тем менее предсказуемо ее значение. Когда все значения примеров сосредоточены в одной ячейке – их энтропия равна нулю, так как положение данных определено. Равномерному заполнению ячеек соответствует максимальная энтропия – наибольший разброс возможных значений переменной. Предсказуемость случайного вектора Y , обеспечиваемая знанием другой случайной величины X , определяется кросс-энтропией, которая рассчитывается по формуле:

$$I(X, Y) = \log_2 \frac{N_X N_Y}{N_{XY}}, \quad (3)$$

где N_X – число проекций ячеек на пространство X , N_Y – характерный разброс данных по оси Y , N_{XY} – число клеток, в которых содержится точка с координатами (X_i, Y_i) .

Чем больше кросс-энтропия, тем больше определенности вносит знание значения X в предсказание значения переменной Y [10]. Для нахождения оптимальной комбинации входов воспользуемся наиболее простым методом, использующим значения кросс-энтропии отдельно для каждого входа. Тогда алгоритм уменьшения размерности будет выглядеть следующим образом:

1. Нормируем значения переменных.
2. Выбираем единицу дискретности. Она будет определять длины ячеек, на которые разбиваются интервалы значений переменных. Рассчитываем $N_{X_1}, N_{X_2}, \dots, N_Y$.
3. Вычисляем кросс-энтропию по формуле (3) для каждого фактора.
4. Упорядочиваем рассчитанные значения кросс-энтропии, переменные с наименьшими показателями отбрасываем.

Метод главных компонент позволяет сократить число параметров, отвечающих за расход охладителя до 3 – 5 переменных. Для алгоритма “box-counting” принято решение отбирать 4 значимых фактора.

Математическое обеспечение интеллектуального модуля управления реализовано программно в среде Borland Delphi 7 и протестировано с использованием ретроспективных данных установки контролируемого охлаждения (УКО) стана 5000 ЛПЦ-3 ОАО «Северсталь». Главной задачей разработки интеллектуального модуля было повышение точности управления работой установки: обеспечение попадания итоговой температуры в заданный диапазон, что достигается при вычислении скорости рольгангов с погрешностью, не превышающей заданное технолога-

ми значение (что не обеспечивалось до тестирования модуля). В качестве входных переменных использовались следующие данные: начальная температура проката; требуемая итоговая температура; длина, ширина, толщина листа; температура охладителя; период времени между окончанием прокатки и началом охлаждения; время прокатки; время подстуживания листа на воздухе; выполнение кантовки при подстуживании. При этом модель строилась применительно к каждой марке стали. В таблице приведены примеры работы интеллектуального модуля для марки стали К60.

Структура полученного интеллектуального модуля представлена на рис. 2. В зависимости от используемой выборки ретроспективных данных для конкретной марки стали методом “box-counting” форми-

ровался определенный набор значимых факторов.

Анализ результатов моделирования позволяет сделать вывод о достаточной степени точности спроектированного модуля: для марки стали К60 итоговая ошибка расчетного значения скорости (0,063 м/с) стала меньше допустимого значения, установленного технологами (0,2 м/с).

Проверка функционирования модуля интеллектуального управления на ретроспективных данных доказала эффективность его применения для управления скоростью движения проката с попаданием итоговой температуры охлаждения в заданный диапазон температур ($T_{\min} \dots T_{\max}$), что является необходимым условием формирования требуемых потребительских свойств металла.

Таблица

Результаты работы интеллектуального модуля

Номер листа	Значимые факторы	Температура конца прокатки, °С	Температура после УКО, °С	Толщина листа, мм	Температура охладителя, °С	Скорость движения листа (интеллектуальный модуль), м/с	Скорость движения листа (существующая модель), м/с	Скорость движения листа (фактическая), м/с
1	Температура конца прокатки, температура после УКО, толщина листа, температура охладителя	720	602	21,9	20,9	2,12	2,43	2,17
2		752	614	23,7	24,1	2,02	2,34	2,06
3		734	588	23,4	17,8	1,56	1,67	1,6

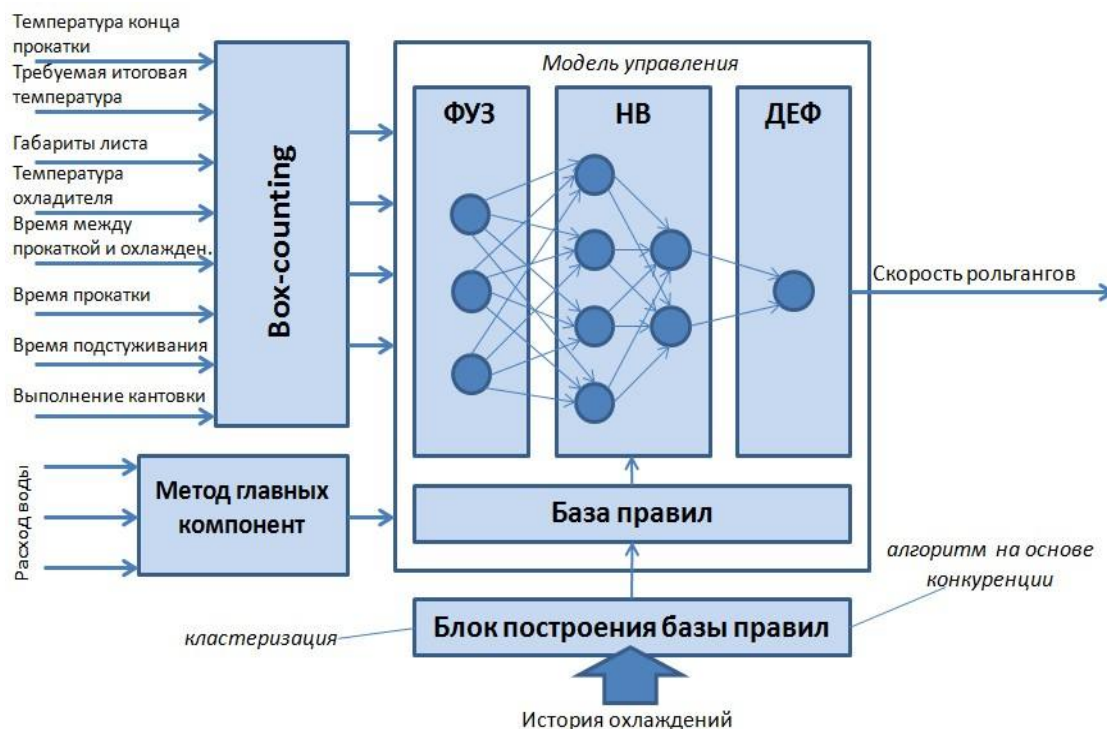


Рис. 2. Структурная схема интеллектуального модуля

Следует отметить, что регулирование скорости рольгангов с помощью интеллектуального модуля не повлияет на производительность стана, так как работа УКО происходит изолированно от других этапов производства проката.

Результаты работы модуля управления могут быть использованы оператором установки в режиме поддержки принятия решения при управлении процессом охлаждения. При этом применение метода “box-counting”, инвариантного к виду зависимости параметров, автоматизирует процесс выбора значимых факторов модели.

Литература

1. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности / [С.А. Айвазян и др.]. – М., 1989.
2. Богачев, Д.В. Оптимизация нейро-нечеткой модели управления технологическими процессами в металлургии / Д.В. Богачев, Е.В. Ершов, И.А. Варфоломеев // Вестник Череповецкого государственного университета. – 2013. – № 1. – Т. 2. – С. 10 – 14.
3. Дубров, А.М. Многомерные статистические методы и основы эконометрики / А.М. Дубров, В.С. Мхитарян, Л.И. Трошин. – М., 2003.
4. Ежов, А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М., 1998.

5. Липунов, Ю.И. Разработка систем регулируемого охлаждения и технологий термоупрочнения / Ю.И. Липунов, Г.Г. Траянов, К.Ю. Эйсмонт // Сталь. – 2010. – № 3. – С. 96 – 99.

6. Морозов, Ю.Д. Стали для труб магистральных трубопроводов: состояние и тенденции развития / Ю.Д. Морозов, Л.И. Эфрон // Металлург. – 2006. – № 5. – С. 53 – 57.

7. Минаев, А.А. Совмещенные металлургические процессы / А.А. Минаев. – Донецк, 2008.

8. Пегат, А. Нечеткое моделирование и управление / А. Пегат. – М., 2013.

9. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М., 2006.

10. Снитюк, В.Е. Прогнозирование. Модели, методы, алгоритмы / В.Е. Снитюк. – К., 2008.

11. Brown, M. High dimensional neurofuzzy systems: overcoming the curse of dimensionality / M. Brown, K.M. Bossley, D.J. Mills, C.J. Harris // Proceedings of the International Conference. FUZZ-IEEE/IFES'95. – Yokohama, Japan, 1995. – P. 2139 – 2146.

12. Chiu, S. An Efficient Method for Extracting Fuzzy Classification Rules from High Dimensional Data / S. Chiu // Advanced Computational Intelligence. – 1997. – V. 1. – № 1.

13. Lin, C.-T. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system / C.-T. Lin, G.C.S. Lee // IEEE Transactions on Computers. – 1991. – December. – V. 40. – № 12. – P. 1320 – 1336.

УДК 629.73.02; 535.643

М.О. Костишин, И.О. Жаринов, О.О. Жаринов, А.В. Богданов

ОЦЕНКА ЧАСТОТЫ ОБНОВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ В ВИДЕОПОТОКЕ ИНДИКАЦИИ БОРТОВЫХ ГЕОИНФОРМАЦИОННЫХ ДАННЫХ АВИОНИКИ

Рассматривается задача оценивания частоты обновления информации в видеопотоке индикации геоинформационных данных в авиационном приборостроении. Приводятся функциональные схемы и описание принципов организации информационного обмена на борту летательного аппарата между многофункциональным цветным индикатором и бортовой системой картографической информации. Приводятся результаты экспериментов по оценке частоты обновления информации при индикации цифровой карты местности в режимах: двумерный, двумерный (картинка в картинке), трехмерный.

Геоинформационные данные, индикация, авионики, оценка частоты.

The paper considers the problem of estimating the refresh rate in the video display of geospatial data in the aviation instrument. The authors present the function chart and the description of the principles of organization of information exchange on the aircraft board between multifunction color display and on-board system of cartographic information. The results of experiments to evaluate the refresh rate when displaying a digital terrain map modes: two-dimensional, two-dimensional (picture in picture), three-dimensional are given.

Geoinformation system, indication, avionics, frequency estimate.

Введение. Одним из основных направлений развития современного авиационного приборостроения является внедрение на борт пилотируемых летательных аппаратов (ЛА) технических средств формирования и отображения геоинформационных данных. Геоинформационные данные представляют собой цифровой массив картографической информации, представленный в векторном или растровом виде [1].

Средством формирования видеопотока изображения геоинформационных данных является бортовая система картографической информации (БСКИ), а средством индикации цифровой карты является многофункциональный цветной индикатор (МФЦИ), выполненный на базе плоской жидкокристаллической (ЖК) панели [2], [5], [6]. Информационное взаимодействие между МФЦИ и БСКИ осуществля-