

настроек регуляторов ММ обеспечивает при соблюдении условия однотипности объектов управления в рабочей и эталонной системе. И, как отмечалось в работах [2, 3, 4], это условие не является чрезмерно обременительным.

В заключение следует сказать, что в статье рассмотрена только часть особенностей ММ, полезных для тех, кто занимается практической настройкой систем авторегулирования. На сайте НПП "ПОРА-USWO" www.uswo.lgg.ru планируется выделить специальный раздел, посвященный ММ, в котором будет представлена наиболее полная информация для желающих освоить метод масштабирования — эффективный инструмент для оперативной и качественной настройки регуляторов на широком классе объектов управления.

Список литературы

1. *Бажанов В.Л.* Метод масштабирования для определения параметров настройки регуляторов в замкнутых САР // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2002. № 12.
2. *Бажанов В.Л.* Возможности и специфика метода масштабирования для настройки регуляторов в замкнутых САР // Там же. 2004. № 5.
3. *Бажанов В.Л.* Метод масштабирования — эффективный инструмент для практической настройки регуляторов в замкнутых САР // Там же. 2006. № 6.
4. *Бажанов В.Л.* Функция самонастройки по методу масштабирования для цифровых регуляторов // Промышленные АСУ и контроллеры. 2007. № 12.
5. *Бажанов В.Л., Вайшнарас А.В.* Программа "ММ-настройка" для определения параметров ПИД-регуляторов по методу масштабирования // Автоматизация в промышленности. 2007. № 6.

Бажанов Владимир Леонидович — канд. техн. наук, доцент;

Кузьмин Александр Валентинович и Кузьмин Николай Валентинович — студенты-дипломники кафедры "Автоматика, телемеханика и связь на железнодорожном транспорте" Самарского государственного университета путей сообщения (СамГУПС).

Контактный телефон (927) 760-28-84. E-mail: uswo@samtel.ru; tklinkov@mail.ru

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДСИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО УПРАВЛЕНИЮ ПРОЦЕССОМ ФОРМОВАНИЯ ЛЕНТЫ СТЕКЛА В ФЛОАТ-ВАННЕ

Д.И. Левковский, Р.И. Макаров (Владимирский государственный университет)

Описывается методика построения подсистемы поддержки принятия решений для управления одной из стадий ТП производства листового стекла — формированием ленты стекла на расплаве олова в флоат-ванне.

Ключевые слова: подсистема поддержки принятия решений, математическая модель, нейронная сеть, технологический процесс, флоат-ванна, стекло листовое.

Конкурентная среда в условиях рынка обязывает руководителей стекольных производств уделять большое внимание проблемам качества. Между качеством и эффективностью производства существует прямая зависимость. Процесс производства листового стекла флоат-способом относится к крупнотоннажным производствам, характеризуется многостадийностью и непрерывностью во времени.

Рассмотрим подсистему поддержки принятия решений по управлению флоат-ванной. На этой стадии ТП производства листового стекла жидкая стекломасса из выработочной части ванной печи по каналу подается на поверхность расплава олова. Стекломасса растекается по поверхности расплава равномерным слоем до равновесной толщины, постепенно охлаждается до затвердевания и выводится из ванны расплава в печь отжига тянущими усилиями роликового конвейера. При этом ее температура постепенно понижается: если на сливном лотке она составляет около 1050°C, то в начале зоны растекания — ~1000°C, а в конце флоат-ванны — ~600°C [1].

Технологический режим требует строгого контроля температуры, от этого зависит качество изготавливаемой продукции. Для управления температурным режимом формования в своде флоат-ванны расположены электрические нагреватели. Главная цель созданной подсистемы управления — миними-

зировать затраты электроэнергии на нагрев ленты стекла при сохранении высокого качества вырабатываемой продукции.

Для стабильного ведения технологического процесса необходимы постоянный контроль и регулирование температуры, состояния газов защитной атмосферы, параметров ленты стекла и ее положения. Межгосударственный стандарт ГОСТ 111-2001 "Стекло листовое. Технические условия" регламентирует свойства стекла, определяющие качество формования: разнотолщинность и оптические искажения.

Процесс формования ленты стекла на расплаве олова недостаточно формализован, поэтому создание адекватных моделей, в особенности выбор их структуры, представляет сложную задачу. Возможно несколько подходов и алгоритмов, позволяющих по экспериментальным данным создать модели, пригодные для решения задач прогнозирования и управления:

- метод перебора вариантов;
- принцип самоорганизации;
- дискриминация и селекция моделей;
- дисперсионный подход для оценки нелинейности моделей и весовой функции объекта;
- анализ разностей в планах эксперимента для выбора степени полинома;
- последовательная графоаналитическая аппроксимация частных откликов с последующей композицией;

- оценка значимости факторов, объединяемых в группы и др.

В основе этих методов лежит построение по экспериментальным данным регрессионных уравнений с разными структурами и оценка коэффициентов этих моделей с использованием метода наименьших квадратов или максимального правдоподобия.

Задача построения математического описания процессов варки-выработки ленты стекла с использованием статистических данных, собираемых в режиме нормальной работы с объекта, решены в [2].

Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) при моделировании объектов управления в смежных отраслях промышленности показало их эффективность. Аппарат ИНС достаточно развит. Исследуем эффективность использования аппарата ИНС для описания ТП формования ленты стекла в флоат-ванне.

При разработке моделей методом корреляционно-го анализа отбирались факторы, наиболее влияющие на процесс формования. В результате были определены структуры нейросетевых моделей, описывающие свойства стекла и мощность повторного нагрева:

- оптические искажения, видимые в проходящем свете ("Зебра"), °:

$$3\delta = 3\delta(\Theta_1, \Theta_{12}, V_{БФМ}, C_{O_2}, \delta); \quad (1)$$

- оптические искажения, видимые в отраженном свете (растр), мм:

$$Pa = Pa(\Theta_{12}, \Theta_{20}, \Theta_{вых}, \delta); \quad (2)$$

- разнотолщинность ленты стекла, мм:

$$Pm = Pm(\Theta_1, \Theta_{12}, V_{БФМ}, C_{O_2}, \delta); \quad (3)$$

- мощность повторного нагрева, кВт:

$$Pnn = Pnn(\Theta_1, \Theta_{12}, \Theta_{20}, \Theta_{вых}), \quad (4)$$

где $\Theta_1, \Theta_{12}, \Theta_{20}$ — температура олова в 1-м, 12-м и 20-м пролетах флоат-ванны, °С; $\Theta_{вых}$ — температура ленты стекла на выходе флоат-ванны, °С; $V_{БФМ}$ — скорость первой бортоформующей машины, м/мин; C_{O_2} — содержание кислорода в защитной атмосфере флоат-ванны, %; δ — толщина ленты стекла, мм.

Для обеспечения заданной точности проводилось периодическое обучение модели с использованием текущих данных.

При разработке модели было необходимо определить: число нейронов в скрытом слое сети; длину обучающей выборки; отношение длины обучающей выборки к длине тестируемой.

Исследования проводились в среде MATLAB с использованием функции `postreg`, которая строит регрессионную модель.

В результате исследований был выбран трехслойный вариант сети с обрат-

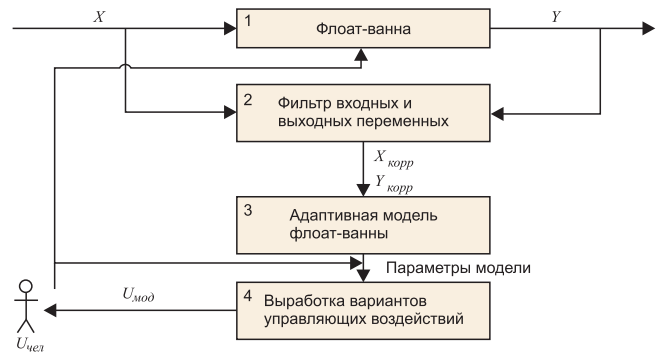


Рис. 1. Структурная схема подсистемы управления флоат-ванной,

где X и Y — векторы входных/выходных переменных, U_{mod} — советы по управлению, предлагаемые оператору, $U_{цел}$ — принятые решения по управлению

ным распространением ошибки по методу Левенберга-Маркардта. Первый слой содержал число нейронов, соответствующее числу входных переменных, третий слой — один нейрон. Число нейронов в скрытом слое подбиралось постановкой вычислительного эксперимента по критерию минимальной дисперсии погрешности.

В машинных экспериментах число нейронов в скрытом слое принималось равным 20, 35, 45 ед. Отношение длины обучающей выборки к тестируемой составляло 0,5; 1; 1,5.

Вычислительный эксперимент показал, что увеличение числа нейронов в скрытом слое не приводит к значительному повышению точности модели, а уменьшение — приводит к возрастанию дисперсии погрешности. Также было установлено, что выбор отношения длины обучающей выборки к тестируемой больше 1,5 не приводит к значимому уменьшению дисперсии погрешности модели.

Проведенные исследования показали возможность унификации структуры нейронных сетей, описывающих зависимости (1-4):

- число нейронов в промежуточном слое $n = 35$ ед.;
- длина обучающей выборки равна 30 дням;
- отношение длин тестируемой и обучающей выборок равно 1.

Синтезированные модели ИНС были использованы при разработке математического обеспечения подсистемы поддержки принятия решений по управлению флоат-ванной. На рис. 1 приведена структурная схема подсистемы [3]. С объекта (1) снимаются входные/выходные переменные, которые проходят через фильтр (2), корректирующий недостоверные данные, и передаются в адаптивную модель (3). В блоке 3 строятся модели свойств ленты стекла, а также мощности повторного нагрева. Модели используются как датчик объекта управления и используются для выработки управляющих

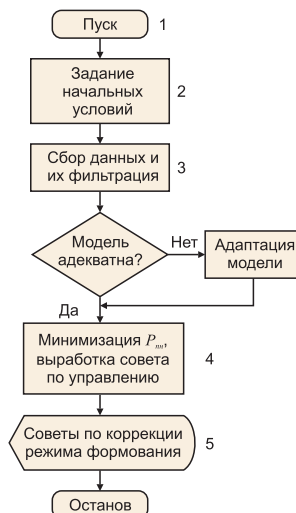


Рис. 2. Блок-схема работы СППР

Таблица. Сравнительные данные ручного управления с результатами имитационного моделирования алгоритма управления

Показатель	Норма по ГОСТ и СТП	Ручной режим		Алгоритм управления	
		Среднее значение	СКО*	Среднее значение	СКО*
$P_{\text{пл}}$, кВт	0...450	66,3	94	51,2	40,1
Опт. искаж. "Зебра", °	50...90	52,9	6,2	54,9	4,5
Опт. искаж. растр 1, мм	0...4	4,36	1,5	4,35	1,5
Опт. искаж. растр 2, мм	0...4	6,5	3,1	4,2	1,5
Опт. искаж. разнотолщинность 1, мм	0...0,2	0,04	0,01	0,039	0,02
Опт. искаж. разнотолщинность 2, мм	0...0,2	0,021	0,008	0,021	0,013
Опт. искаж. разнотолщинность 3, мм	0...0,2	0,01	0,004	0,01	0,007
Температура олова в 1-м пролете, °С	970...1050	1005	16,7	1003	13,9
Температура олова в 12-м пролете, °С	760...830	798,6	18,7	803,7	9,9
Температура олова в 20-м пролете, °С	580...650	616	5,8	617,5	3,3
Температура ленты стекла на выходе флоат-ванны, °С	570...640	602,9	5,0	602,1	3,9

* - Среднее квадратическое отклонение

воздействий (4). Управляющие воздействия (режимные переменные) в виде совета передаются оператору. Оператор принятые решения по управлению реализует на объекте управления.

Задача управлением процессом формования ленты стекла заключается в минимизации затрат электроэнергии на повторный нагрев при выполнении ограничений на оптические искажения и разнотолщинность вырабатываемого стекла.

Управляющими воздействиями выбраны температуры олова в пролетах флоат-ванны и температура ленты стекла на выходе флоат-ванны. Температурный режим выбирался планированием вычислительного эксперимента с моделями нейронных сетей с использованием симплекс-метода оптимизации. Решалась задача минимизации мощности повторного нагрева ленты стекла $P_{\text{пл}}$ на каждом шаге управления (сутки):

$$P_{\text{пл}} = \min_{\Theta_1, \Theta_{12}, \Theta_{20}, \Theta_{\text{вых}}} P_{\text{пл}}(\Theta_1, \Theta_{12}, \Theta_{20}, \Theta_{\text{вых}}), \quad (5)$$

при выполнении ограничений, накладываемых на показатели качества стекла:

$$\begin{aligned} 3\delta(\Theta_1, \Theta_{12}, V_{\text{БФМ}}, C_{02}, \delta) &\geq 50^\circ; \\ \text{Pa}(\Theta_{12}, \Theta_{20}, \Theta_{\text{вых}}, \delta) &\leq 4 \text{ мм}; \\ \text{Рт}(\Theta_1, \Theta_{12}, V_{\text{БФМ}}, \delta) &\leq 0,1 \text{ мм}. \end{aligned} \quad (6)$$

Поиск температурного режима проводился в области ограничений, определенных технологическим режимом формования.

На рис. 2 приведена блок-схема работы подсистемы поддержки принятия решений. В блоке 1 производится задание начальных условий. Предполагается, что модель уже построена. Далее, в блоке 2, происходит сбор данных и их фильтрация. Если при проверке точности модели будет выявлена большая погрешность, уточняются коэффициенты модели процедурой адаптации в блоке 3. Для минимизации мощности повторного нагрева в блоке 4 используется симплекс-метод [4].

Далее в блоке 5 происходит выдача совета по коррекции режима формования лицу, принимающему решения (ЛПР), которое может согласиться с советами, либо их отклонить и выбрать свое решение.

Эффективность алгоритма управления была проверена имитационным моделированием работы подсистемы поддержки принятия решений в автоматическом режиме управления с использованием реальных данных, полученных на производстве за год. Результаты моделирования приведены в таблице.

Проведенные исследования показали, что использование алгоритмов управления в подсистеме поддержки принятия решений позволит (таблица):

- уменьшить среднее значение мощности повторного нагрева на 23%;
- стабилизировать температурный режим флоат-ванны;
- повысить качество вырабатываемого стекла за счет уменьшения среднеквадратичного отклонения оптических искажений, видимых в проходящем и отраженном свете;
- повысить качество вырабатываемого стекла за счет уменьшения среднего значения величины раstra и разнотолщинности и увеличения среднего значения величины "Зебра".

Список литературы

1. Макаров Р.И., Тарбеев В.В., Молодкин А.В., Чуплыгин В.Н. Математические модели для статистического анализа и регулирования процесса формования ленты стекла на расплаве олова // Стекло и керамика. 2004. № 5.
2. Макаров Р.И., Хорошева Е.Р., Лукашин С.А. Автоматизация производства листового стекла. М: Ассоциация строительных Вузов. 2002.
3. Левковский Д.И. Применение методов оптимизации для поддержки принятия решений по управлению процессом формования ленты стекла в флоат-ванне // Формирование социально-ориентированной экономики: вопросы теории и практики. Межвуз. сборник научн. трудов. Владимир, ВЗФЭИ, 2007.
4. Горский В.Г., Адлер Ю.П. Планирование промышленных экспериментов. М.: Металлургия. 1974.

Левковский Дмитрий Иванович — ассистент,

Макаров Руслан Ильич — д-р техн. наук, проф. Владимирского государственного университета.

Контактные телефоны: (4922) 47-99-77, 60-00-00.

E-mail: dumal1c@gmail.com makarov.ruslan@gmail.com