ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 667.6

И.А. Варфоломеев, Е.В. Ершов, Е.В. Трифанова

ОПТИМАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССОМ СУШКИ ПОЛИМЕРНОГО ПОКРЫТИЯ НА ПОВЕРХНОСТИ МЕТАЛЛИЧЕСКОЙ ПОЛОСЫ ПРИ НАНЕСЕНИИ ЛАКОКРАСОЧНОГО МАТЕРИАЛА ПО ТЕХНОЛОГИИ «COIL COATING»

Работа выполнена в рамках ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009–2013 гг.» (грант № 14.B37.21.0075)

В статье на основе моделей решеточного газа и адсорбции Ленгмюра рассмотрен процесс сушки полимерного покрытия при покраске металлического листа методом “Coil Coating”. Показана модель оптимизации технико-технологических параметров процесса. Представлена структура интеллектуальной системы оптимального управления на основе нейро-нечетких методов.

Сушка полимерного покрытия, технология “Coil Coating”, адгезия, оптимальное управление, генетический алгоритм, нейро-нечеткая модель.

The paper presents the drying process of polymer coating on the surface of metal sheet painted in Coil Coating technology on the basis of the lattice gas model and the Langmuir adsorption. The article presents the description of the model's structure used for process's technological parameters optimization. The paper presents the structure of neuro-fuzzy-based intelligent system used for optimal control of the drying process.

Polymer coating drying process, “Coil Coating” technology, adhesion, optimal control, genetic algorithm, Neuro-Fuzzy model.

ВВЕДЕНИЕ

Метод “Coil Coating” является современным методом проведения окрасочных работ, когда нанесение полимерных покрытий происходит в поточных автоматизированных линиях. В этом процессе металлические полосы рулонного проката подвергаются специальной обработке с последующим нанесением лакокрасочного материала (ЛКМ) с помощью валковых машин и сушкой покрытия в печных установках.

Для повышения конкурентоспособности предприятиям, выпускающим окрашенный металл, необходимо снижать издержки производства при одновременном улучшении качества продукции. Процесс сушки полимерного покрытия является энергозатратным, так как при этом используются печные установки. Кроме того, брак, полученный на данном этапе, является наиболее дорогостоящим ввиду того, что сушка ЛКМ является заключительной стадией производства предварительно окрашенного проката. Сокращение энергозатрат и количества бракованой продукции можно достичь за счет оптимального подбора технико-технологических параметров. По этой причине повышение эффективности процесса сушки полимерного покрытия за счет реализации оптимального управления является актуальной научно-технической задачей.

1 МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА СУШКИ ПОЛИМЕРНОГО ПОКРЫТИЯ

Для решения задачи оптимального управления на первом этапе строится математическая модель процесса, описывающая поведение объекта под влиянием управляющих воздействий. В связи с тем, что параметры процесса сушки распределены в пространстве и времени, то для его описания необходимо использовать дифференциальные уравнения в частных производных [6]. На этапе моделирования также необходимо уделить особое внимание прилипанию ЛКМ. Адгезия является важнейшим свойством лакокрасочных покрытий, от которого зависят долговечность и защитная способность.

Распространенной теорией описания динамики полимерных молекул является модель Рауза, согласно которой полимерная структура представлена частицами, связанными в цепь. Если частица в результате теплового движения сталкивается с поверхностью, она может либо зеркально отразиться от нее, либо оказаться крепко связанной с поверхностью, т.е. стать адсорбированной. Возможно также обратное явление – десорбция, когда адсорбированная частица, имеющая достаточную кинетическую энергию, покинет поверхность. В случае физической адсорбции звено полимерной цепи (адатом) связывается с

поверхностью при помощи слабых связей сил Вандер-Ваальса. При высоких температурах происходит хемосорбция, т.е. обмен электронов между адсорбированной частицей и поверхностью, способствующий образованию сильной химической связи между ними [5].

В качестве отправной точки использованы модели решеточного газа и адсорбции Ленгмюра, которая основывается на предположениях, что адсорбция ограничена толщиной однослойного покрытия, все адсорбционные узлы решетки эквивалентны и только одна частица может занять адсорбционный узел.

В этом случае адсорбционному слою соответствует двумерная модель решеточного газа, являющаяся одной из классических моделей статистической механики. Поверхность полосы представляется в виде двумерной прямоугольной решетки, которая содержит N узлов вдоль оси X и M узлов – вдоль оси Y. Тогда положение узла характеризуется двумя числами i и j, а его занятость – числом $n_{i,j}$, которое равно нулю, если адсорбционное место свободно, и единице – в противном случае. Энергия взаимодействия между узлами решетки (звеньями полимерных цепей) в данной модели определяется по формуле (1) [2], [5]:

$$E = -\sum_{i,j=1}^{N,M} K n_{i,j} n_{i+1,j} - \sum_{i,j=1}^{N,M} K n_{i,j} n_{i,j+1}, \qquad (1)$$

где K – константа взаимодействия.

В связи с тем, что хемосорбция может происходить только при достаточно высокой температуре (частицы должны преодолеть энергетический барьер), вероятность того, что звено полимерной цепи будет захвачено поверхностью металлического листа при его столкновении с поверхностью, можно аппроксимировать формулой (2):

$$P = P_{\max}\left(1 - \frac{1}{1+\left(\frac{T}{T_c}\right)^g}\right), \qquad (2)$$

где T – температура поверхности, T_c – температура, при которой возникает хемосорбция, $P_{\max}$ – максимальная вероятность захвата звена полимерной цепи при высоких значениях температуры, g – параметр, определяемый материалом полимера и типом грунтовки металла.

В данной работе в начальный момент времени ($t = 0$) принималось, что для всех узлов решетки адсорбции не было, т.е. $n_{i,j} = 0$. Расчеты производились с помощью компьютерного моделирования методом Монте-Карло на основе алгоритма Метрополиса [2].

Далее было произведено вычисление относительной степени заполнения поверхности металла звеньями полимерных цепей θ для различных температурных режимов (3):

$$\theta = \frac{\sum_{i,j=1}^{N,M} n_{i,j}}{NM}. \qquad (3)$$

При низких значениях температуры прилипание слабое. При очень высоких температурах прилипание возникает, но впоследствии уменьшается. В этом случае после окончания сушки полимерного покрытия оно отстанет от поверхности, что является основной причиной появления дефектов. Это связано с тем, что выполняется работа, необходимая для разрушения адгезионной связи. Такую работу также называют адгезионной прочностью. Повышение температуры и продолжительности нагревания до определенного предела благоприятствует адгезии. Но в случае протекания деструктивных процессов в материале пленки адгезионная прочность снижается. Поэтому для каждого покрытия существует определенный оптимальный температурный режим его формирования, выбор которого является важной технологической задачей [6].

Процесс сушки полимерного покрытия, нанесенного по технологии “Coil Coating”, заключается в нагреве полосы до температуры полимеризации ЛКМ. Таким образом, необходимо построить модель, рассчитывающую температуру поверхности металла в различных точках печи. Температура полосы зависит от температур семи печных зон, скорости линии, толщины, материала и начальной температуры полосы.

При построении моделей процессов теплообмена между объектом и печной установкой принято считать, что передача тепла осуществляется за счет радиационно-конвективного теплообмена. В рассматриваемом случае отсутствует необходимость учитывать передачу тепла по толщине полосы в связи с тем, что адгезия является поверхностным явлением.

Теплопередача внутри печи может осуществляться как за счет конвекции газа, так и за счет теплового излучения. Поэтому использовалось дифференциальное уравнение (4) [2]:

$$c\rho h\frac{dT}{dt} = \eta\sigma(T^4 - T_{sr}^4) + k(T - T_{sr}), \qquad (4)$$

где T и T_{sr} – температура стального листа и температура печи соответственно, c – удельная теплоемкость стали, ρ – плотность стали, σ – постоянная Стефана-Больцмана, η – коэффициент, k – коэффициент теплоотдачи при конвекции, h – толщина металла рассеивания энергии при излучении, а t – момент времени. В правой части формулы (4) первая составляющая характеризует плотность потока тепла, поглощаемого за счет излучения, вторая – конвекции.

В качестве примера на рис. 1 показано распределение температуры внутри печи T_{sr} как заданные дискретные величины в центре каждой из семи зон. Для более точного решения дифференциального уравнения численными методами нужно знать температуру как непрерывную функцию от координаты

x печи. Для функции $T_{sr}(x)$ была произведена интерполяция с помощью интерполяционного полинома Лагранжа (кривая 1). Заданные значения температуры зон печи, на основании которых производилась интерполяция, обозначены символом «*». Температуры стального листа в различных точках печи, полученные в результате компьютерного моделирования, представлены на рисунке кривой 2. Экспериментальные значения температур металла показаны на рисунке символом «о».

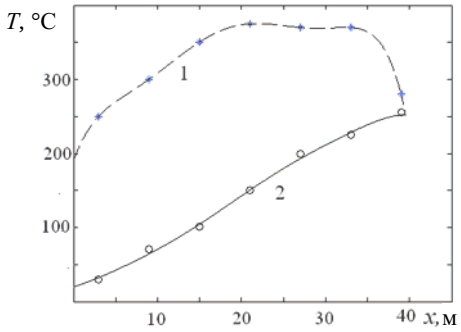


Рис. 1. Функция зависимости температуры поверхности металлического листа от температур печных зон

Коэффициенты в дифференциальном уравнении (4) определялись из сравнения полученных численных расчетов с экспериментальными данными. При сопоставлении результатов моделирования с экспериментальными данными оказалось, что максимальное совпадение наблюдается в случае, когда 68 % потока тепловой энергии, поглощаемого стальным листом, приходится на излучение. На рис. 1 изображена зависимость температуры стального листа от координаты печи, вычисленная при решении указанного дифференциального уравнения (кривая 2) с подобранными коэффициентами.

При увеличении скорости движения полосы или изменении толщины листа нарушается тепловой режим, а следовательно, и уменьшается прилипание. В этом случае необходимо изменять температуру внутри печи. Построенная в рамках этого этапа модель позволяет подобрать температуры семи печных зон ($Tз_1 \ldots Tз_7$) в зависимости от свойств металла (ρ, *c*), толщины полосы (*h*), скорости линии (*V*) и начальной температуры полосы ($T_{нач.}$), которые обеспечат выходную поверхностную температуру металла ($T_{пов.вых.}$), попадающую в интервал температур полимеризации наносимой краски ($T_{пол1} \ldots T_{пол2}$). Совокупность параметров, перечисленных выше, в производстве принято называть рецептом. Однако набор подобранных таким образом рецептов нельзя считать оптимальным, так как в модели не учитываются критерии качества.

2 ОПТИМИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ПРОЦЕССА СУШКИ ПОЛИМЕРНОГО ПОКРЫТИЯ

На следующем этапе к математической модели добавляется формулировка цели управления, выраженная через критерии качества управления. Первым критерием является попадание выходной температуры поверхности металла в интервал температур полимеризации ЛКМ. Именно этот критерий обеспечивает максимальный уровень адгезии и, соответственно, наилучшее качество конечной продукции. Вторым критерием является уменьшение расхода газа за счет снижения температур печных зон. Таким образом, видно, что оптимизация технологических параметров по перечисленным критериям осуществляется исключительно за счет регулирования температур печных зон. Кроме того, стоит отметить, что задача усложняется многокритериальностью оптимизации. Однако очевидным является то, что критерий качества более значимый, чем критерий экономичности.

Для получения оптимальных значений температур печных зон использовался Генетический алгоритм (ГА), осуществляющий поисковую оптимизацию. Он реализует эвристический поиск на основе случайного подбора, комбинирования и вариации искомых параметров с использованием механизмов, напоминающих биологическую эволюцию, для которой характерны такие методы, как: наследование, мутация, отбор и кроссинговер. Показателем оптимальности полученных значений является функция приспособленности, которая и реализует критерий оптимальности. По аналогии с естественным отбором – «Выживает самая приспособленная особь» [8]. Выбор критериальной функции зависит от задачи. Для нашего случая функция критерия представлена в выражении (5).

$$\text{Оценка} = \frac{adh}{\sum_{i=1}^{7} Tз_i} \to \max,$$

$$\text{где } adh = \begin{cases} 1, \text{если } T_{\text{пов. вых.}} \in [T_{\text{пол.1}}; T_{\text{пол.2}}] \\ 0, \text{если } T_{\text{пов. вых.}} \notin [T_{\text{пол.1}}; T_{\text{пол.2}}]. \end{cases} \quad (5)$$

Чем выше значение оценки полученной с помощью выражения (5), тем более оптимален набор температур печных зон. Как видно из выражения (5), значение оценки будет минимальным в случае, когда выходная температура поверхности металла не попадает в интервал температур полимеризации ЛКМ (критерий качества). Модель оптимизации температур печных зон показана на рис. 2.

Из базы данных выбирается нужный рецепт, температуры печных зон которого передаются в блок Генетического алгоритма. В этом блоке генерируется измененный набор температур печных зон ($Tз_1' \ldots Tз_7'$), который передается в физическую модель. Интервал допустимых температур полимеризации ЛКМ ($T_{пол1} \ldots T_{пол2}$) сразу передается в блок критерия, так как он необходим исключительно для оценки оптимальности. Оставшиеся параметры рецепта передаются в физическую модель без изменения. В этом блоке вычисляется поверхностная температура полосы в момент выхода из печи ($T_{пов.вых.}$).

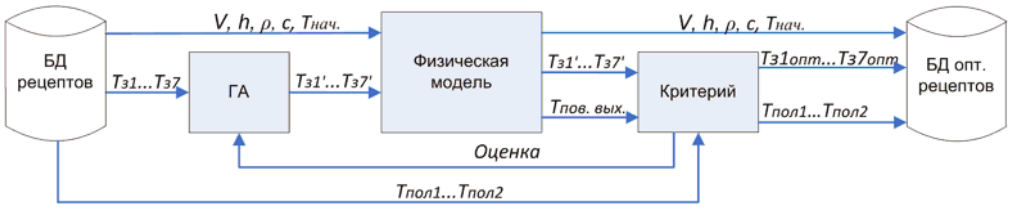


Рис. 2. Модель многокритериальной оптимизации температур

В блоке критерия с помощью выражения (5) вычисляется оценка оптимальности. Генетический алгоритм реализует итеративное вычисление, поэтому оценка, полученная с помощью функции критерия, используется на следующем шаге для генерации нового более оптимального набора температур печных зон.

Выполнение данного этапа позволило осуществить подбор оптимальных технологических параметров по таким критериям, как качество прилипания ЛКМ и расход газа. Однако модуль оптимизации рецептов не может использоваться в режиме реального времени в связи с тем, что использование генетического алгоритма требует значительных временных затрат. Кроме того, затруднено использование данного модуля для новых видов сортамента. В связи с этим решено использовать модель интеллектуального управления, построенную на основе оптимизированных рецептов, полученных на этом этапе.

3 ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПЕЧЬЮ СУШКИ ПОЛИМЕРНОГО ПОКРЫТИЯ

Задача управления заключается в подборе температур семи печных зон, позволяющих нагреть поверхность металлической полосы с полимерным покрытием до температуры полимеризации при заданных значениях скорости линии, толщины, начальной температуры и материала полосы.

Печь сушки полимерного покрытия является многосвязным объектом. Это обусловлено тем, что на значение каждой из семи температур печных зон оказывает влияние множество параметров, причем влияния на температуры различных зон отличаются. В данных условиях большое значение приобретает процесс определения структуры и идентификация модели для описания процесса со сложными и нестационарными параметрическими связями. В качестве механизма интеллектуального управления многосвязными тепловыми объектами в металлургии широко используются нейро-нечеткие модели, которые представляют собой отображение алгоритмов нечеткого логического вывода в форме многослойной сети с прямым распространением сигнала [1], [4], [7], [8].

Нечеткость модели управления подразумевает разделение интервала возможных значений каждого входного и выходного параметра на лингвистические переменные. Лингвистической называется переменная, значениями которой являются слова или предложения естественного или искусственного языка. Например, начальная температура металлической полосы может меняться в диапазоне от 20 до 40 °С. Тогда данный интервал может быть разбит на следующие лингвистические переменные: «холодный» (20 – 30 °С), «теплый» (27 – 36 °С), «горячий» (34 – 40 °С). Например, температура 29 °С принадлежит двум лингвистическим множествам, но значения совместимости с ними будут различны. Такое разбиение интервала допустимых значений характерно для человеческого мышления, ориентированного на категории. Количество лингвистических переменных (кластеров) зависит от задачи [8].

Нейро-нечеткая модель осуществляет вывод результатов на основе правил, записанных с помощью лингвистических переменных, которые составляет эксперт, основываясь на своих знаниях о предметной области. Правило в лингвистической форме имеет вид, показанный в выражении (6).

$$\begin{aligned} \text{Правило}^k : \text{ЕСЛИ}\,(x_1 \text{ это } A_1^k \;И\; x_2 \text{ это } A_2^k \;И \ldots И\; x_n \text{ это } A_n^k) \\ \text{ТО}\,(y_1 \text{ это } B_1^k \;И\; y_2 \text{ это } B_2^k \;И \ldots И\; y_m \text{ это } B_m^k). \end{aligned} \quad (6)$$

Правило состоит из двух частей: условия (*если*) и вывода правила (*то*). В условии x_i – входной параметр (например, начальная температура металлической полосы), A_i – лингвистическое значение входного параметра (например, «теплый»), y_i – выходной параметр, B_i – лингвистическое значение выходной параметра, n, m – количество входных и выходных переменных соответственно.

При использовании нейро-нечетких методов исходная модель декомпозируется на подмодели, количество которых равно количеству выходных параметров. В каждую подмодель на вход подается весь вектор входных параметров, однако коэффициенты влияния определенного входного параметра на выходной будут различны [8]. Структура модели управления процессом сушки ЛКМ представлена на рис. 3.

При отсутствии эксперта или невозможности формализации правил для их построения можно использовать обучающие данные. В данном случае таковыми являются оптимальные рецепты, полученные на предыдущем этапе [3]. При обучении нейро-нечеткой модели полезным было бы избавление специалиста от задания кластеров для всех входных и выходных переменных. По этой причине для разбиения пространства каждой переменной использовался метод субтрактивной кластеризации, не требующий задания количества и границ кластеров [1].

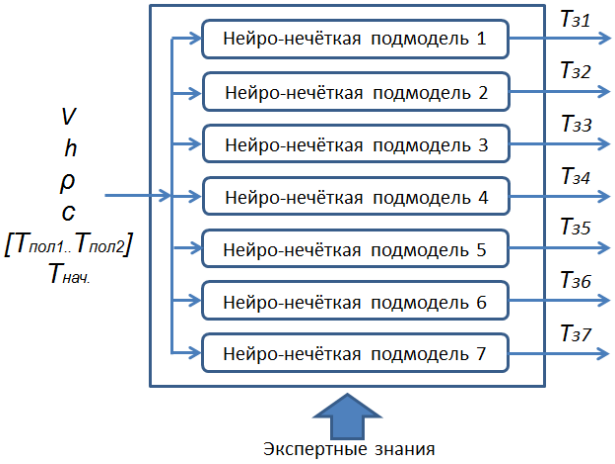


Рис. 3. Модель интеллектуального управления процессом сушки ЛКМ

Синтез базы правил осуществляется последовательным выполнением этапов фиксации, исключения и объединения правил. Задача фиксации заключается в построении корректных нечетких правил на основе обучающих данных с использованием выполненного разделения входного и выходного пространств. Для этих целей использовалась многослойная искусственная нейронная сеть, которая на основе обучающих данных определяет связи между условиями правил и их выводами. Для определения веса каждой связи использовался алгоритм на основе конкуренции.

Если некоторое правило связано с различными выводами правил, то выбирается не более одной связи с наибольшим весом, а остальные исключаются. Таким образом, конкретному условию правила ставится в соответствие только одно заключение. В случае, когда веса всех связей пренебрежимо малы, они все исключаются и считается, что данное правило не оказывает влияние на выходную переменную [1].

Уменьшение количества правил выполняется путем их объединения. Критерии для объединения правил следующие:

1) правила имеют одинаковое заключение;

2) некоторые условия правил совпадают;

3) остальные условия правил образуют полное множество значений какой-либо лингвистической переменной.

Если какое-либо множество правил соответствует этим критериям, то его можно заменить единственным элементом, оставив при этом только общие условия правил.

Далее было разработано программное обеспечение, реализующее подмодель, вычисляющую температуру первой печной зоны. Анализ результатов тестирования подмодели позволил сделать вывод о ее достаточной степени точности, так как достигнутое значение ошибки выходного параметра оказалось меньше допустимого отклонения. Аналогичным способом была осуществлена настройка параметров и разработка программного обеспечения для остальных шести подмоделей, что сделало возможным использование модели в системе управления процессом сушки полимерного покрытия.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Использование полученной модели сушки полимерного покрытия позволило увеличить точность прогнозирования поверхностной температуры металлической полосы на выходе из печи на 3 – 6 %. Применение интеллектуальной системы управления печью сушки, построенной на основе оптимизированных рецептов, показало возможность снижения температур печных зон для существующих рецептов в среднем на 5 – 10 °С. Это эквивалентно снижению расхода газа на 1 – 2 %.

Определение качества адгезии проводилось с помощью испытания «Адгезия по методу РН», рекомендованного Ассоциацией переработчиков стали с покрытием. Для определения качества сцепления со стальной основой использовался адгезиметр. Более точное попадание поверхностной температуры полосы в диапазон рекомендуемых температур полимеризации позволило снизить количество бракованой продукции, связанной с отслоением покрытия, на 1,3 % согласно ГОСТ Р 52146. Это особенно актуально в условиях повышенной конкуренции на рынке продукции металлургического производства с высокой добавленной стоимостью.

Литература

1. *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.

2. *Варфоломеев, И.А.* Моделирование процесса адгезии полимерного покрытия при покраске металлической полосы по технологии “Coil Coating” / [И.А. Варфоломеев и др.] // Производство проката. – 2013. – № 4. – С. 26 – 30.

3. *Виноградова, Л.Н.* Способ сжатия экспериментальных данных фрактальными распределениями для прогнозирования хода непрерывных металлургических процессов / Л.Н. Виноградова, Е.В. Ершов // Производство проката. – 2010. – № 3. – С. 35 – 38.

4. *Ершов, Е.В.* Прогноз потребления электроэнергии как средство повышения эффективности металлургического производства / Е.В. Ершов, А.Н. Бажинов // Металлург. – 2011. – № 11 – С. 34 – 37.

5. *Жданов, В.П.* Элементарные физико-химические процессы на поверхности / В.П. Жданов. – Новосибирск, 1988.

6. *Ляхович, А.М.* Защитные свойства полимерных пленок, полученных из бензола в низкотемпературной плазме на железе / А.М. Ляхович, А.В. Сюгаев, Н.В. Лялина, С.М. Решетников // Коррозия: материалы, защита. – 2012. – № 12. – С. 38 – 44.

7. *Растригин, Л.А.* Современные принципы управления сложными объектами / Л.А. Растригин. – М., 1980.

8. *Рутковская, Д.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М., 2006.