

## НЕЛИНЕЙНАЯ АВТОРЕГРЕССИОННАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НАГРЕВА ПРИ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНО-НЕПРЕРЫВНОЙ ЗАКАЛКЕ ПРОКАТНЫХ ВАЛКОВ

М.В. Усачев (ИПУ РАН), С.Б. Баранов (ООО «НПО «СПбЭК»), М.З. Салихов (ИПУ РАН),  
М.С. Баранов (ООО «ТПЭПЭК»), О.С. Ключков (ООО «ЮУТТ»)

Рассматривается задача управления температурным режимом при индукционной закалке прокатных валков с целью повысить качественные показатели процесса закаливания. Предлагается нелинейная авторегрессионная модель динамики индукционного нагрева с использованием искусственной нейронной сети, формирующая оценку фактической температуры в зоне нагрева, компенсируя при этом нежелательное влияние транспортного запаздывания в контуре регулирования на качество переходных процессов. Применение предлагаемой модели в составе контура управления нагревом позволяет снизить динамическую ошибку по температуре, что существенно улучшает качество прокатных валков.

Ключевые слова: индукционный нагрев, закалка, нелинейная авторегрессионная модель, искусственная нейронная сеть, переходные процессы, динамическая ошибка по температуре.

Использование индукционного нагрева токами высокой частоты при поверхностной закалке позволяет существенно повысить качественные показатели закалки, а также снизить энергозатраты и в целом себестоимость такой обработки по сравнению с традиционными способами закалки. Индуктор создает мощное переменное электромагнитное поле, которое в свою очередь вызывает возникновение вихревых токов в заготовке, что приводит к ее разогреву. При нагреве ферромагнитных материалов тепло также выделяется за счет их перемангничивания [1].

Одним из наиболее распространенных способов нагрева протяженных заготовок является последовательно-непрерывный нагрев, когда индуктор и заготовка перемещаются друг относительно друга.

Определяющее влияние на качественные показатели закаленного изделия оказывает равномерность нагрева поверхности заготовки, а также точность в достижении заданной температуры. Таким образом, управление процессом нагрева заготовки при закалке существенно влияет на качество всего процесса закалки.

Закаливание прокатных валков происходит на специальных установках, в которых закрепляется закаливаемое изделие (вертикально либо горизонтально), а нагрев и охлаждение происходят с помощью кольцевых индуктора и спрейера, охватывающих валок.

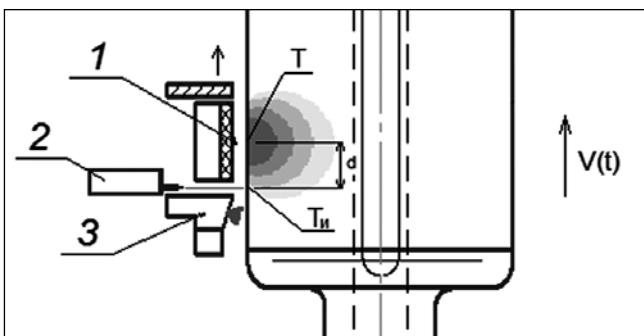


Рис. 1. Схематичное изображение процесса нагрева и закаливания заготовки (начало нагрева): 1 – индуктор, 2 – пирометр, 3 – спрейер,  $T$  – температура в зоне нагрева,  $T_n$  – температура в зоне визирования пирометра.

При последовательно-непрерывном способе нагрев поверхности происходит последовательно, путем перемещения индуктора небольшого размера вдоль нагреваемого изделия. Процесс нагрева может осуществляться в несколько проходов. Во время последнего прохода происходит также подача охлаждающей среды на поверхность закаливаемого изделия с помощью спрейерного устройства, которое перемещается следом за индуктором, таким образом осуществляя операцию закалки поверхности заготовки.

При таком способе закаливания непосредственный контроль температуры в месте генерации тепловой энергии в заготовке (под индуктором) практически невозможен. Осуществлять контроль температуры поверхности можно в промежутке между индуктором и спрейером, то есть после нагревающего действия, но до охлаждения заготовки.

Однако в данном случае ввиду конечной скорости движения индуктора и спрейера между временем приложения управляющего воздействия (подвода мощности) и временем измерения существует транспортное запаздывание  $\tau(t) = \frac{d}{V(t)}$ , где  $d$  – расстояние от центра индуктора до места визирования пирометра,  $V(t)$  – скорость рабочего перемещения индуктора (рис. 1).

Рассматриваемый последовательно-непрерывный нагрев заготовки описывается нестационарным уравнением теплопроводности и с точки зрения синтеза системы управления представляет собой распределенный нестационарный процесс управления. Можно выделить следующие особенности процесса, которые необходимо принимать во внимание при синтезе системы управления нагревом:

- предварительный нагрев или нагрев с одновременной закалкой (при включении спрейера) происходит при движении индуктора снизу вверх (рабочее движение);

- между приложением управляющего воздействия к объекту управления и фиксацией его отклика на это управляющее воздействие имеется запаздывание.

— возникает отрицательный градиент температуры поверхности в направлении от места генерации тепла к месту охлаждения заготовки закалочной средой, что может способствовать появлению некоторой погрешности модели и снижению точности регулирования (однако погрешность эта систематическая и поддается компенсации);

— наличие транспортного запаздывания в системе регулирования означает большую колебательность контура и меньший запас устойчивости системы по фазе.

Важно отметить, что наличие колебательных переходных процессов может привести к неравномерности температуры поверхности. Это имеет большое значение во время последнего прохода вместе с подачей охлаждающей среды на валок через спрейерное устройство, когда требуется высокая точность поддержания температуры поверхности в зоне закалки.

Следует особо отметить наличие нестационарности параметра звена транспортного запаздывания, так как скорость рабочего движения может существенно изменяться в зависимости от параметров программы нагрева и мощностных характеристик генератора тока в индукторе. Чем медленнее движется индуктор, тем больше время транспортного запаздывания, и в пределе при остановке индуктора фактически возникнет размыкание цепи обратной связи контура регулирования температуры нагрева. Этот факт, а также нелинейность динамики нагрева затрудняют применение классических подходов компенсации транспортного запаздывания: предиктора Смита [2] и ППИ (предиктивного ПИ) регулятора [2].

Рассмотрим модель объекта управления (рис. 2), отражающую динамические свойства изменения температуры в зоне генерации тепла, а также учитывающую транспортное запаздывание, возникающее из-за распределенного характера объекта управления.

Изменение температуры в зоне нагрева можно

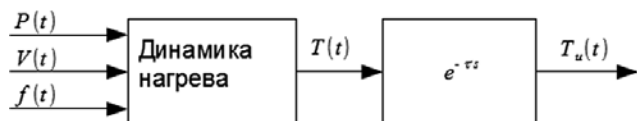


Рис. 2. Структура модели объекта управления:

$P(t)$  – мощность генератора,  $f(t)$  – частота,  $V(t)$  – скорость рабочего движения индуктора

представить как:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \varphi(x, u); \\ y &= g(x, u), \end{aligned} \quad (1)$$

где  $x$  – вектор переменных состояния,  $u = [P(t), V(t), f(t)]^T$  – вектор входа (управления), здесь  $P(t)$  – мощность генератора,  $f(t)$  – частота генератора,  $V(t)$  – скорость рабочего движения индуктора,  $y = T(t)$  – выход объекта (в данном случае скаляр),  $T(t)$  – температура поверхности заготовки в зоне нагрева.

Температура в зоне измерения равна  $T_u(t) = T(t - \tau)$ , что эквивалентно звену запаздывания с передаточной функцией  $e^{-\tau s}$ .

Получив модель процесса нагрева в зоне генерации тепла, можно использовать ее для формирования текущей оценки температуры  $\hat{T}(t)$  в этой зоне, которую можно использовать в качестве обратной связи в контуре управления нагревом, существенно улучшив качественные показатели процесса регулирования.

Задача идентификации модели (1) может быть решена, применением искусственных нейронных сетей (ИНС), структурные элементы и базисные функции которых унифицированы. Параметрической идентификацией в данном случае будет являться обучение нейронной сети.

Рассматривая систему в дискретном времени, нелинейную авторегрессионную модель типа MISO (много входов — один выход) зададим с помощью выражения [4,5]:

$$\hat{y}(n) = h[u(n), u(n-1), \dots, u(n-q), y(n-1), \dots, y(n-k)], \quad (2)$$

где  $\hat{y}(n)$  – прогнозируемый выход,  $q$  – глубина по входу,  $k$  – глубина по выходу,  $u$  – вектор входов,  $y$  – выход моделируемой системы,  $h$  – нелинейное статическое отображение, реализуемое в данном случае с помощью нейросети,  $n$  – отсчет дискретного времени.

Структура идентификации нелинейной авторегрессионной модели представлена на рис. 3.

Входными сигналами нейросети являются значения мощности генератора  $P(n-m)$ , скорости рабочего движения индуктора  $V(n-m)$ , частоты тока генератора  $f(n-m)$  в дискретные отсчеты времени, сдвинутые назад на  $m$  отсчетов, где  $m = \frac{\tau}{\theta}$ ,  $\theta$  – период квантования аналого-цифрового преобразования (АЦП). На вход нейросети также поступает значение измеренной температуры  $T_u$  на предыдущей итерации. Выходом нейросети является моделируемое значение температуры в зоне генерации тепла в дискретный момент времени  $\hat{T}(n-m)$ . Эта оценка сравнивается с измеренным значением температуры  $T_u$ , и полученное рассогласование  $\varepsilon(n)$  используется для подстройки весовых коэффициентов нейросети.

Таким образом, обучение сети происходит на обучающих данных, выбранных в момент времени  $(n-m)$ , то есть когда становится фактически доступным значение температуры в той зоне, для которой в момент времени  $(n-m)$  были сформированы управления.

Для минимизации подстройки параметров звеньев задержки желательно, чтобы скорость рабочего движения была постоянна во время одного закалочного прохода.

Критерием адекватности модели может служить попадание среднего скользящего квадрата ошибки (3) за  $l$  предыдущих итераций в некоторый заранее заданный диапазон.

$$E_l(n) = \sum_{i=n-l}^n \varepsilon^2(i) / l. \quad (3)$$

Обученная модель может использоваться в контуре обратной связи в текущий момент времени для по-

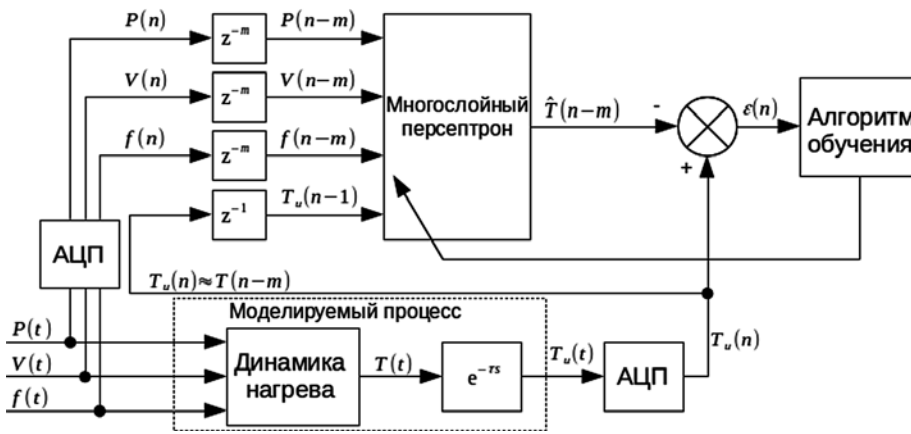


Рис. 3. Схема идентификации нелинейной авторегрессионной модели динамики нагрева

лучения оценки температуры в зоне генерации тепла, причем параллельно на каждой итерации можно производить и процедуру обучения. Таким образом, использование модели будет происходить в двух временных срезах: в текущий момент времени  $n$  для получения оценки температуры и в момент времени  $(n-m)$  для обучения.

В режиме получения оценки температуры на вход модели подаются текущие значения мощности генератора тока в индукторе  $P(n)$ , скорости рабочего движения индуктора  $V(n)$ , частоты тока генератора  $f(n)$  и значения выхода модели в предыдущий момент времени  $\hat{T}(n-1)$ . Для корректного учета динамики процесса при обучении модели и в рабочем режиме работы для каждого из режимов работы должны использоваться свои блоки задержек (контекст). Сама нейросеть, являясь, по сути, статическим отображением (функцией) вход/выход, может существовать в единственном экземпляре (как для обучения, так и для рабочего режима) в виде матриц весовых коэффициентов в памяти вычислительного устройства.

При проведении численного моделирования работы системы автоматического управления температурой нагрева при закалке сравнивались две системы регулирования: без использования модели и с использованием предложенной модели. Качество переходных процессов оценивалось по реакции системы на единичное ступенчатое задающее воздействие. В обоих случаях использовался ПИ-закон регулирования. Оптимальные настройки регуляторов определялись по методу расширенных частотных характеристик [6], в первом случае с учетом наличия транспортного запаздывания, во втором случае без него.

В первом случае, без использования модели динамики нагрева в обратной связи при оптимальных настройках регулятора показатель перерегулирования составил 18%.

Во втором случае, с использованием в обратной связи предложенной модели динамики нагрева при оптимальных настройках регулятора показатель перерегулирования составил всего 2%.

Результаты численного моделирования позволяют предположить дальнейшие успешные испытания предлагаемого подхода в условиях реального производства.

Несмотря на известные недостатки, присущие моделям на основе искусственных нейронных сетей (и в целом моделям типа «черный ящик»),

представленный подход позволяет получить нелинейную модель динамики нагрева, постоянно обучающуюся в процессе работы.

Важно отметить также, что достаточно хорошая оценка температуры в зоне генерации тепла возможна, только если модель уже обучалась на выборке, получаемой при работе в схожих режимах. Это является следствием нелинейности модели, так как ее сложнее экстраполировать на области, где обучение не производилось. Таким образом для получения хороших результатов функционирования модели в различных режимах работы обучение нужно проводить в как можно в более широком диапазоне.

Нелинейная авторегрессионная нейросетевая модель динамики индукционного нагрева при закалке прокатных валков позволяет существенно повысить качество автоматического регулирования температуры нагрева поверхности, что оказывает непосредственное влияние на качество обработки закаливаемых изделий.

#### Список литературы

1. Слухоцкий А.Е., Немков В.С., Павлов Н.А., Бамунэр А.В. Установки индукционного нагрева: Учебное пособие для вузов / Под ред. А. Е. Слухоцкого. Л.: Энергоиздат. Ленингр. Отделение. 1981.
2. Smith O.J.M. Close control of loops with dead time//Chemical Engineering Progress. 1957. Vol. 53.
3. Astrom K.J., Hagglund T. Advanced PID control. ISA. The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006.
4. Пунков К.А., Егунов Н.Д. Методы робастного, нейронечеткого и адаптивного управления. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001.
5. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд. М.: ООО «И. Д. Вильямс». 2006.
6. Стефани Е.П. Основы автоматического регулирования теплоэнергетических объектов. М.: Энергия. 1970.

*Усачев Максим Валерьевич* — канд. техн. наук, ст. научный сотрудник ИПУ РАН,

*Баранов Сергей Борисович* — канд. техн. наук, менеджер проектов НПО "СП6ЭК",

*Салихов Марат Зуфарович* — канд. техн. наук, ст. научный сотрудник ИПУ РАН,

*Баранов Михаил Сергеевич* — инженер-проектировщик "ТПЭП ЭК",

*Клочков Олег Сергеевич* — директор "ЮУТТ".

Контактный телефон (495) 334-87-59.