

УДК 666.97

Е. Н. ЧУМАЧЕНКО, д-р техн. наук, академик РАЕН, А. М. ЗАК (МГИЭиМ-ТУ), e-mail: mmkaf@miem.edu.ru

Прогнозирование процессов управления тепловой обработкой железобетонных изделий

Рассмотрено применение нейронных сетей для получения долгосрочного прогноза изменения наблюдаемого параметра на примере управления тепловой обработкой железобетонных изделий. Приведены результаты экспериментов. Предложен алгоритм плана работы исполнительного механизма.

Ключевые слова: нейронные сети, управление, тепловая обработка, железобетонные изделия.

The application of neural networks for prediction of long-term changes of observed parameter on the example of thermal treatment control of concrete products is considered. Experimental results are presented, and the algorithm of the work plan of an actuating mechanism is proposed.

Keywords: neural networks, control, thermal treatment, concrete products.

Производство железобетона в России имеет низкий тепловой КПД, например, доля энергоресурсов в себестоимости готовой продукции в наиболее развитом московском регионе составляет от 10 до 50 %. Автоматизация управления тепловой обработкой железобетонных изделий является важной проблемой. Производство включает этапы: приготовление бетонной смеси; транспортировка смеси; формование; тепловлажностная обработка; распалубка. До отправки на строительную площадку отформованные железобетонные изделия должны приобрести необходимую прочность. Твердение — самая длительная операция. При нормальных условиях твердения бетон достигает 70÷80 %-й прочности через 7÷15 сут., а марочной прочности — через 28 сут. [1]. Наиболее эффективный способ ускорения твердения бетона — тепловлажностная обработка изделий [2, 3]. Рассмотрим тепловую обработку насыщенным водяным паром — пропаривание, которое заключается в выдержке изделий в специальных камерах, заполненных насыщенным паром или паровоздушной смесью, при оптимальной для ускоренного твердения бетона температуре 60÷80 °С и влажности среды 100 % до достижения бетоном заданной прочности.

Задача системы управления — поддерживать заданную температуру (T_3) внутри камеры. Типовое температурное задание состоит из четырех этапов:

предварительная выдержка; нагрев изделий до температуры изотермического прогрева; пропаривание при постоянной температуре (изотермический прогрев); охлаждение изделий.

Тепловлажностная обработка бетона — очень энергоемкий процесс. Эффективность производства и себестоимость готовой продукции напрямую зависят от рационального использования энергоресурсов.

Прочность — один из главных критериев качества железобетонной продукции. Изделия "набирают" прочность на этапе тепловлажностной обработки. Чем точнее будут выдержаны тепловой режим и состав смеси, тем быстрее изделия "наберут" необходимую прочность.

Цель данной работы — разработка системы, формирующей оптимальное управляющее воздействие в соответствии с прогнозом изменения наблюдаемого параметра. В качестве регулятора — устройства, преобразующего ошибку регулирования в управляющее воздействие, использовали регулятор на основе правил нечеткой логики. Инструментом для получения прогноза выбраны искусственные нейронные сети, которые хорошо зарекомендовали себя как универсальный инструмент в задачах управления, фильтрации данных, распознавания образов, прогнозирования временных последовательностей и др. Поставленная задача эквивалентна задаче прогнозирования временных последовательностей.

Опубликовано много научных работ, затрагивающих тему прогнозирования на основе нейронных сетей. В работе [4], например, решена задача краткосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия. Авторы с помощью рекуррентных сетей Элмана получили суточный прогноз энергопотребления на трое суток вперед. Прогнозированию энергопотребления посвящена работа [5], в основе которой лежат модифицированные сети Элмана. В работе [6] показано применение обобщенно-регрессионной сети (GRNN) для получения прогноза погоды в Москве в 1998 г. и прогноза по отказам на АТС за 2002 г. Много-

слои нейронные сети прямого распространения были применены в работе [7] для прогнозирования уровня грунтовых вод.

Методика построения прогнозов

В рамках проводимого исследования были созданы специальные лабораторные стенды для испытаний разрабатываемых алгоритмов прогнозирования и управления температурными режимами, обеспечивающими температурное задание.

Для краткосрочного прогноза температуры необходимы следующие данные: текущая наблюдаемая температура; температура окружающей среды; текущее состояние нагревателя; сведения о состоянии нагревателя за определенное время в прошлом.

Соответственно, конфигурация сети могла бы иметь архитектуру трехслойного перцептрона [8, 9]: входы сети — текущая температура, температура окружающей среды, текущее состояние исполнительного механизма (степень открытия парового клапана) и несколько его предыдущих состояний, а также давление в паропроводе. Предполагается, что такого набора данных достаточно для прогнозирования изменения температуры в будущем. Таким образом, выходной слой — прогноз температуры через некоторый промежуток времени.

На практике данный подход был проверен с помощью лабораторного стенда, включающего емкость с водой и электрическим нагревателем, оборудование, связанное с компьютером, для измерения температуры воды, окружающей среды, а также для управления нагревателем. Конфигурация нейронной сети: трехслойный перцептрон; 20 входов состояний нагревателя с "историей" и 1 вход для текущей температуры; промежуточный слой из трех нейронов; выход сети — прогноз температуры воды через 5 с. Фактически выход сети должен представлять значения текущей температуры, смещенные на 5 с влево по оси времени. На данном этапе температура окружающей среды не учитывалась. В результате "обучения" была получена нейронная сеть, способная корректно прогнозировать температуру воды через 5 с на участках перехода температуры от устойчивого остывания к устойчивому нагреванию, а также на участках устойчивого остывания.

Рассмотрим получение долгосрочного прогноза. Как и в случае краткосрочного прогноза использовали лабораторный стенд, включающий емкость с водой и электрическим нагревателем, оборудование для измерения температуры воды, окружающей среды и управления нагревателем.

По сравнению с краткосрочным прогнозом к входным данным сети были добавлены значения температурной истории за некоторый промежуток времени. Структура сети: входной слой — 20 зна-

чений из истории состояния нагревателя и 21 значение из истории изменения температуры воды. Возможны лишь два состояния нагревателя — включено (1) и выключено (0). История — это набор значений температуры с интервалом 5 с относительно текущего момента в прошлом. Выход сети — значение температуры через 5 с относительно текущего момента в будущем (краткосрочный прогноз). Долгосрочный прогноз был получен путем многократной подстановки выхода сети на вход в качестве текущей температуры.

Наибольшую точность долгосрочного прогноза удалось получить для сетей со следующими конфигурациями: 41-20-1, 41-40-10-1, 41-41-15-1 (количество нейронов послойно). Точность для первых двух сетей составила $7 \div 10$ °С при температуре воды от 20 до 100 °С, для сети 41-41-15-1 — до 5 °С при температуре воды от 35 до 100 °С. В ходе эксперимента получены сети, позволяющие строить и более точные прогнозы, но в более узких температурных диапазонах.

Далее рассмотрим реализацию алгоритма управления системой нагревания в соответствии с полученным прогнозом и поставленным перед системой заданием.

Для подготовки обучающих и тестовых множеств для нейронной сети использовали данные, полученные на лабораторном стенде, которые содержали наиболее характерные переходные состояния наблюдаемого параметра, в том числе непрерывный нагрев до температур менее 100 °С, серию постоянных включений нагревателя, серию частых кратковременных включений, а также данные, задающие пределы изменения параметра лабораторного стенда — непрерывного разогрева жидкости от температуры окружающего воздуха до температуры кипения.

Обучающие и тестовые множества состояли из подмножеств — "окон", каждое из которых содержало полный набор входных значений для нейронной сети, а также требуемый выход сети.

В качестве алгоритма "обучения" нейронной сети был использован градиентный метод Rprop (Resilient propagation — эластичное распространение). Выбор обусловлен высокой скоростью сходимости данного алгоритма по сравнению с классическим методом обратного распространения ошибки (backprop) [10, 11]. Алгоритм разработан Ридмиллером и Брауном и в отличие от алгоритма backprop использует только знаки частных производных для подстройки весовых коэффициентов. Алгоритм использует так называемое "обучение по эпохам", когда коррекция весов происходит после предъявления сети всех примеров из обучающей выборки.

Для каждого веса ω_{ij} , определяющего связь между нейроном i и нейроном j , вводится уникальное

значение Δ_{ij} , которое единственным образом определяет величину корректировки веса. По мере обучения сети значение Δ_{ij} меняется по следующему правилу:

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0; \\ \eta^- \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0; \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$.

Подстройка весовых коэффициентов выглядит следующим образом: каждый раз, когда частная производная по весу ω_{ij} меняет знак на шаге $(t-1)$, это означает, что последнее изменение веса было слишком велико, и алгоритм перескочил зону локального минимума, в этом случае значение Δ_{ij} уменьшается на величину η_{ij}^- для шага (t) . Если же частная производная сохраняет знак, то величина обновления Δ_{ij} увеличивается для шага (t) , чтобы ускорить сходимость. Когда величины корректировок для всех весов найдены, используется следующее правило изменения весового коэффициента: если производная положительна, вес уменьшается на величину обновления Δ_{ij} , если производная отрицательна, то вес увеличивается на величину обновления Δ_{ij} :

$$\Delta \omega_{ij}^{(t)}(t) = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0; \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \Rightarrow \omega_{ij}^{(t+1)} = \omega_{ij}^{(t)} + \Delta \omega_{ij}^{(t)}; \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Если частная производная меняет знак на данном шаге (t) , т. е. на предыдущем шаге $(t-1)$ область минимума была пропущена, то предыдущее обновление веса берется с обратным знаком:

$$\Delta \omega_{ij}^{(t)} = -\Delta \omega_{ij}^{(t-1)}, \text{ если } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0.$$

В результате обратного распространения производная сменит знак еще раз на следующем шаге. Чтобы избежать повторной корректировки Δ_{ij} , необходимо принять

$$\frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} = 0.$$

Располагая корректным долгосрочным прогнозом об изменении наблюдаемого параметра, можно заранее спланировать оптимальное управляющее воздействие. Результатом работы алгоритма должна быть последовательность включений и выключений нагревателя, при выполнении которых на лабораторном стенде, температура воды не будет выходить из интервала $[T_3 - 5 \text{ }^\circ\text{C}; T_3 + 5 \text{ }^\circ\text{C}]$, т. е. должно соблюдаться температурное задание, как правило, от 50 до 80 $^\circ\text{C}$.

Подразумевается, что температурное задание определено, а температурной истории достаточно для формирования начального набора входных данных для нейронной сети. Весь временной интервал выполнения температурного задания разбит на отрезки по 5 с, так как отрезками такой величины оперирует сеть. Таким образом, минимальное время работы нагревателя — не менее элементарного отрезка (шага) разбиения температурного задания.

Дополнительно вводится понятие "мертвой зоны" (м. з.) с тем, чтобы исключить чрезмерно частые включения нагревателя. "Мертвая зона" расположена ниже температуры задания, а именно: $T_{м.з.} \in [T_3 - \Delta T, T_3]$, $0 < \Delta T < T_3$.

Алгоритм прогноза:

1. Построить прогноз на протяжении всего температурного задания.

2. Для каждой точки задания сравнить температуру прогноза ($T_{пр}$), полученную на шаге 1, с температурой задания (T_3). Если в рассматриваемой точке $T_{пр} < T_3$, то включить нагреватель в интервале $[T_i - 5 \text{ с}; T_i]$, где T_i — координата во времени текущей точки задания относительно начала задания. Если включение нагревателя на этом отрезке внесло изменения в план управления нагревателем, то перейти к шагу 3, если нет — продолжать шаг 2.

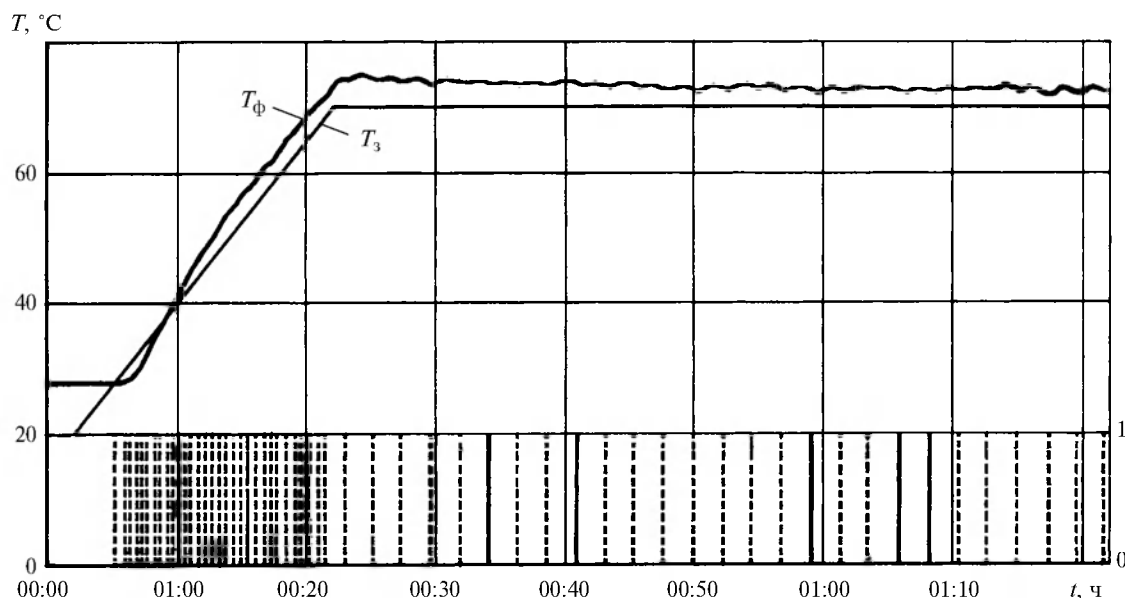
3. Перестроить прогноз на протяжении всего температурного задания и перейти к шагу 2.

Очевидно, что главным недостатком данного алгоритма является отсутствие контроля над превышением температуры задания. Однако на данном этапе это не требовалось.

После получения последовательности управляющих воздействий ее воспроизвели на лабораторном стенде. В процессе выполнения задания управления нагревателем отсутствовала обратная связь по температуре, т. е. регулирование происходило "вслепую".

Результаты опытных испытаний на лабораторном стенде

При регулировании температурного баланса на разработанном лабораторном стенде использовали температурные задания с различным повышением



Результаты регулирования температуры с применением алгоритма:

вертикальные линии — состояние нагревателя; 1 — нагреватель включен, 0 — выключен

температуры на начальном этапе. Результаты проведенных исследований показали (рисунок), что на этапе повышения температуры разность между T_3 и T_ϕ в среднем не превысила 5°C (погрешность около 7 %). Наблюдалось ожидаемое превышение T_3 на переходных участках (в пределах погрешности). Для заданий с длительным участком поддержания постоянной температуры наблюдалось постепенное снижение температуры.

Анализ полученных результатов [12, 13] позволил определить некоторые особенности процесса.

Обусловленное накапливающейся на каждой итерации погрешностью прогнозирования расхождение между T_3 и T_ϕ можно значительно уменьшить путем дробления шага по времени. Наблюдаемое в ряде случаев смещение T_ϕ выше или ниже T_3 связано с тем, что при тестовых испытаниях "обучение" сети осуществлялось без учета температуры окружающей среды, в то время как она колебалась от 19 до 25°C . Для компенсации этого смещения нужно или учитывать температуру окружающей среды при "обучении", или вводить "стартовое" смещение при построении прогнозирующего воздействия.

К несомненным преимуществам предлагаемой системы управления следует отнести контролируемое число включений исполнительного механизма. Оператор системы может принимать ответственные решения при выборе альтернативы: точность управления — ресурс оборудования. При этом появляется возможность долгосрочного планирования графика регламентных работ, ремонтов и замены узлов оборудования.

По сравнению с классическими системами управления разработанная система обладает высо-

кой устойчивостью к отказам датчиков слежения за температурным режимом, система может продолжительное время работать автономно, без коррекций в соответствии с оперативными данными о текущем состоянии температуры, сохраняя при этом требуемую точность. Классические системы управления на основе ПИД-регулятора или нечеткого регулятора в случае отключения датчиков вынуждены останавливать регулирование.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Райхель В., Глатте Р. Бетон. Изготовление. Производство работ. Твердение. / Пер. с нем. Л. А. Феднера; Под ред. В. Б. Ратинова. Ч. 2. М.: Стройиздат, 1981. 112 с.
2. Шихненко И. В. Краткий справочник инженера-технолога по производству железобетона. Киев: Будивельник, 1989. 296 с.
3. Миронов С. А., Малинина Л. А. Ускорение твердения бетона. М.: Стройиздат, 1964. 349 с.
4. Зуев В. Н., Комиссарчик В. Ф., Киселев А. Н. Применение нейронных сетей для краткосрочного прогнозирования электропотребления // Программные продукты и системы. 2009. № 1. С. 147—150; <http://swsys.ru/index.php?page=article&id=2058>
5. Модифицированная рекуррентная нейронная сеть Элмана в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии / И. П. Плисс, С. В. Попов, Т. В. Рыбальченко, Е. В. Слипченко // Светотехника и электроэнергетика. 2009. № 2. С. 79—87; <http://eprints.kname.edu.ua/11692/1/79-87.pdf>
6. Солдатова О. П., Семенов В. В. Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования // Исследовано в России. 2006; <http://zhurnal.gpi.ru/articles/2006/136.pdf>