ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА ВАРКИ СТЕКЛА

Г. Н. Пащенко

РГП “Институт проблем информатики и управления”
Комитета науки Министерства образования и науки Республики Казахстан,
050010, Алма-Ата, Казахстан

УДК 681.5

С использованием многослойных нейронных сетей построена модель функциональных взаимосвязей между технологическими факторами и показателями качества продукции в технологическом процессе варки стекла. Приведенный алгоритм для построения математической модели технологического процесса варки стекла позволяют облегчить построение математических моделей различных технологических процессов. Применение полученных моделей в решении различных задач способствует повышению качества продукции за счет соблюдения технологических процессов и увеличению коэффициента использования материала.

Ключевые слова: нейронная сеть, математическая модель, технологический процесс.

With the use of multilayered neural networks model of functional interrelations between technology factors and parameters of quality of production in technological process of glass melting is constructed. The resulted algorithm for construction of mathematical model of technological process of glass melting allows to facilitate the construction of mathematical models of various technological processes. Application of the received models in the decision of various problems promotes improvement of quality of production due to observance of technological processes and to increase in operating ratio of material.

Key words: neural network, mathematical model, technological process.

Введение. Интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей позволяют решать задачи выполнения прогнозов, оптимизации, распознавания образов и управления [1]. Одной из областей применения инструментов теории искусственных нейронных сетей является моделирование сложных технологических процессов. К моделям предъявляются особые требования, так как они должны отражать информационные и функциональные зависимости между технологией производства и свойствами получаемой продукции, отвечающими за ее качество. Если известны системы уравнений, описывающие поведение объекта, то часто оказывается, что нет данных о величине отдельных параметров [2]. Принятая при проектировании модель может только приблизительно отражать объект, из-за чего возникает ошибка при управлении с помощью такой модели. Альтернативным методом моделирования являются искусственные нейронные сети [3].

Совершенствование производства — это то, что необходимо для повышения экономической эффективности любого промышленного предприятия, в том числе стекольного [4, 5]. Определенные показатели стекловарения можно улучшить за счет модифицирующих оксидов, которые вводят в процессе варки стекол [6]. Построение адекватной модели технологического процесса варки стекла, на основе которой может быть эффективно осуществлен процесс управления, является актуальной задачей.

Таблица

Химический состав некоторых видов стекол, %

Стекло	SiO ₂	B ₂ O ₃	Al ₂ O ₃	MgO	CaO	Na ₂ O	K ₂ O
Оконное	71,8	—	2	4,1	6,7	14,8	—
Электровакuumное	66,9	20,3	3,5	—	—	3,9	5,4
Медицинское	73	4	4,5	1	7	8,5	2
Жаростойкое	57,6	—	25	8	7,4	—	2
Термостойкое	80,5	12	2	—	0,5	4	1
Термометрическое	57,1	10,1	20,6	4,6	7,6	—	—

Постановка задачи. Постановка задачи формулируется следующим образом: необходимо с помощью многослойных нейронных сетей построить модель функциональных взаимосвязей между технологическими факторами и показателями качества продукции, а также другими требуемыми показателями в сложном технологическом процессе варки стекла.

Химические элементы, входящие в состав некоторых видов стекол, представлены в таблице.

В качестве моделируемых показателей качества технологического процесса были выбраны основные характеристики свойств полученной продукции: твердость стекла (H) и его толщина (h). Моделируемыми технологическими параметрами были выбраны концентрации содержания Al_2O_3 и B_2O_3 , влияющие на скорость протекания технологического процесса.

Моделирование с помощью нейросетевого аппарата осуществлялось по следующему алгоритму.

Шаг 1. Постановка задачи. Выбор входных и выходных параметров модели.

Входной слой нейронов соответствует содержанию Al_2O_3 , B_2O_3 , выходной слой — характеристикам результата технологического процесса H и h .

Шаг 2. Формирование примеров и содержимого входных и выходных векторов.

При формировании примеров учитываются входные параметры, которые влияют на выходной вектор. Всю числовую информацию для нейросетевой обработки масштабируем, т. е. выравниваем диапазоны изменения величин, ограничив их интервалом $[-1, 1]$. Данная процедура выполняется с помощью простейшего линейного преобразования. Желаемые выходные сигналы также кодируются в приемлемой форме и масштабируются в диапазоне $[a, b]$. К полученному выходному вектору было применено преобразование, которое является обратным масштабированию.

Шаг 3. Проектирование нейронной сети. Выбор структуры. Определение числа слоев и количества нейронов.

Для построения математических моделей сложных технологических процессов удобно использовать многослойную нейронную сеть [7]. Нейронная сеть состоит из нескольких слоев нейронов (общее число слоев K , при этом входной слой считается нулевым), которые получают, обрабатывают и передают информацию относительно связей входных параметров и соответствующих откликов.

Во входном слое имеем N образов x , в выходном слое — Q образов y . В сеть входит промежуточный слой нейронов. Эти нейроны выполняют классификацию и выделение признаков по информации, обеспечиваемой входными и выходными слоями.

$$S_i^{(k)} = \sum_{j=0}^L f_j^{(k-1)} \times W_{i,j}^{(k)},$$

где $S_i^{(k)}$ — взвешенная сумма входных сигналов i -го нейрона в k -м слое; $W_{i,j}^{(k)}$ — весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей j -й нейрон слоя $(k-1)$ с i -м нейроном слоя k ; $S_i^{(k)}$ — вход i -го нейрона в k -м слое; $f_i^{(k)}$ — вычисленный выход i -го нейрона в k -м слое; L — число нейронов в слое $(k-1)$ с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием $+1$, задающего смещение.

Шаг 4. Выбор алгоритма обучения нейронной сети.

Для обучения нейронной сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки [8]. Началу обучения предшествует процедура выбора функции активации нейронов. Функция активации является выходом нейрона. Выбрана сигмоидальная функция активации, которая наделяет нейронную сеть способностью создавать модели с дополнительной степенью свободы:

$$f_i^{(k)} = \frac{1}{1 + e^{-S_i^{(k)}}}.$$

Шаг 5. Обучение нейронной сети.

Нейронная сеть обучалась с помощью заранее известных исходных данных и результатов. Сначала весовые коэффициенты выбирались случайным образом, следовательно, реальное выходное значение нейронной сети Y сначала также является случайной величиной. Обучающее множество $\{X, D\}$, состоит из следующих пар: вход сети и желаемый выход.

Обучение нейронной сети состоит в подборе весовых коэффициентов таким образом, чтобы минимизировать целевую функцию. В качестве целевой функции была выбрана сумма квадратов ошибок сети на примерах из обучающего множества.

$$E(w) = \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2,$$

где $y_{j,p}^{(N)}$ — реальный выход N -го выходного слоя сети для p -го нейрона на j -м обучающем примере; $d_{j,p}$ — желаемый выход. Минимизировав данный функционал, получили решение по методу наименьших квадратов.

Процесс обучения нейронной сети представляет собой уточнение и коррекцию значений весов коэффициентов для отдельных узлов с помощью постепенного увеличения объема входной и выходной информации. В процессе обучения веса настраиваются так, чтобы сеть давала ответы, которые наиболее близки к правильным. На вход нейронной сети подают входные значения, а на выходе сравнивают значения сети с реальным результатом, и в зависимости от степени их разногласия корректируют внутренние веса нейронов.

В результате нейронная сеть, обучаемая при помощи алгоритма обратного распространения, самостоятельно подбирает необходимые значения весов нейронной сети и строит модель, которая наиболее точно описывает исследуемый процесс. Обучение нейронной сети прекращается, когда сеть работает удовлетворительно и ошибка достигла определенного уровня малости.

Шаг 6. Проверка и оптимизация нейронной сети. На данном этапе возможны многократные обращения ко всем предыдущим шагам данного алгоритма. Произведен расчет ошибки, осуществлена коррекция весов нейронной сети. Результатом оптимизации и проверки сети

является готовая к использованию интеллектуальная информационная система, являющаяся нейросетевой математической моделью.

На основе нейросетевого аппарата построена математическая модель технологического процесса варки стекла. На основе построенной модели были разработаны компьютерные программы для проведения имитационных экспериментов. Программные средства реализованы в среде Delphi 7 в удобном для пользователя интерфейсе.

Заключение. Таким образом, с использованием многослойных нейронных сетей построена модель функциональных взаимосвязей между технологическими факторами и показателями качества продукции в сложном технологическом процессе варки стекла. На основе полученной модели может быть осуществлено управление данным технологическим процессом с использованием нейронных сетей. Приведенный алгоритм для построения математической модели технологического процесса варки стекла позволяет облегчить построение математических моделей различных технологических процессов, тем самым дает возможность успешно применять их в решении различных задач, что способствует повышению качества продукции за счет соблюдения технологических процессов и увеличению коэффициента использования материала.

Список литературы

1. ОМАТУ С., ХАЛИД М., ЮСОФ Р. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2 // Нейроконтроллеры и их применение / под ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина. М.: ИПРЖР, 2000.
2. БАХМЕТОВА Н. А., ТОКАРЕВ С. В. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей // Современные наукоемкие технологии. 2008. № 2. С. 139–140.
3. МУХОПАД Ю. Ф., ПАШКОВ Н. Н., СИЗЫХ В. Н. Адаптивный подход к нейронному управлению одним классом абсолютно устойчивых систем // Фундаментальные исследования. 2011. № 8, ч. 1. С. 139–147.
4. РЕДЬКО С. Г., МОРОЗОВА Е. В. Функционально-структурное моделирование технологических процессов стеклотарного производства // Современные проблемы науки и образования. 2009. № 6. С. 116–121.
5. ЗУБАНОВ В. А., ЧУГУНОВ Е. А., ЮДИН И. А. Механическое оборудование стекольных и ситалловых заводов. М.: Машиностроение, 1984.
6. АНДРЕЕВ Е. С. Пути рационального использования материальных ресурсов в народном хозяйстве. Ч. 2. М.: Наука, 1975.
7. ИВАЩУК О. А. Управление качеством и экологической безопасностью ремонтного производства на основе компьютерного моделирования // Современные наукоемкие технологии. 2005. № 4. С. 23–25.
8. КРУГЛОВ В. В., БОРИСОВ В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком. 2001.

*Пащенко Галина Николаевна — канд. техн. наук, ведущ. науч. сотр.
Института проблем информатики и управления Комитета науки
Министерства образования и науки Республики Казахстан;
тел: (727) 272-46-17; e-mail: galina_pashenko@mail.ru*

Дата поступления — 05.09.2013