

УДК 004.896+661.333.33

А. Г. АФАНАСЕНКО, А. П. ВЕРЕВКИН

## НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ПРОЦЕССА КАРБОНИЗАЦИИ

В данной работе исследовалась целесообразность моделирования показателей качества процесса карбонизации аммонизированного рассола на основе использования искусственных нейронных сетей. По экспериментальным данным найдены коэффициенты связей между нейронами сети, которые реализуют зависимость между входными данными для сети (параметры сырьевых потоков: температура, расход, давление и т. д.) и выходными данными (показатели качества процесса карбонизации). *Математическая модель; искусственные нейронные сети; процесс карбонизации; структура нейросетевой модели; показатели качества; линейная регрессия*

### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в содовой промышленности для определения показателей качества продуктов процесса карбонизации аммонизированного рассола используется лабораторный анализ [1]. Качество результатов лабораторного анализа зависит как от состояния лабораторного оборудования, так и от человеческого фактора (квалификации, опыта, добросовестности лаборанта, качества отбора проб).

Стоимость и технические возможности лабораторного контроля на современных предприятиях позволяют делать не более 1–2 анализов в смену. Точность поддержания показателей качества процесса карбонизации при таком «дискретном» контроле составляет величину порядка 6%.

Возникает потребность в повышении оперативности управления по показателям качества процесса карбонизации аммонизированного рассола.

В связи с этим предлагается использовать альтернативный подход, основанный на принципах моделирования показателей качества по данным о сырьевых потоках. На основе приборно-измеряемых параметров технологического процесса, таких как температура, расход, давление и т. д. моделируется расчет показателей качества процесса карбонизации: степени утилизации натрия, степени утилизации углекислого газа, качество кристаллов бикарбоната натрия.

В работе [2] для разработки математической модели процесса предлагалось получить функциональную зависимость основного ком-

плексного показателя качества процесса – степени утилизации натрия, от управляющих параметров – входных потоков карбонизационной колонны по результатам пассивного эксперимента. Рассматривались статистические методы обработки результатов наблюдений, в частности, были определены коэффициенты полинома вида:

$$y = b_0 + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + b_3 \cdot x_3 + b_4 \cdot x_4.$$

Для вычисления коэффициентов уравнения линейной регрессии ( $b_0, b_1, b_2, b_3, b_4$ ) использовался метод наименьших квадратов, обеспечивающий минимум суммы квадратов отклонений опытных данных от значений, вычисленных по уравнению регрессии. Данная функциональная зависимость может использоваться на любом типе микропроцессорных контроллеров.

Однако линейная регрессия является уравнением первой степени, тогда как карбонизационная колонна обладает нелинейными характеристиками. Это связано с тем, что в процессе «пробега» колонны, ее внутренние поверхности постепенно покрываются коркой  $\text{NaHCO}_3$ , образующегося из карбонизованного раствора. Скорость процесса осаждения зависит от большого числа факторов. Практически, изменение условий теплообмена в течение «пробега» колонны носит стохастический характер.

Исследовалась целесообразность моделирования показателей качества процесса карбонизации на основе использования искусственных нейронных сетей.

Моделирование проводили в среде MATLAB с использованием пакета Neural Networks Toolbox [3], который содержит средства для проектирования, моделирования, обучения искусственных нейронных сетей (ИНС).

Для определения основного показателя качества процесса карбонизации (степени утилизации натрия) выбраны и обоснованы приборно-измеряемые параметры (входные данные для ИНС):  $x_1$  – температура суспензии, выходящей из карбонизационной колонны;  $x_2$  – температура газожидкостной среды в верхней части карбонизационной колонны;  $x_3$  – весовое количество 100% углекислого газа, подаваемое в колонну по первому входу;  $x_4$  – весовое количество 100% углекислого газа, подаваемое в колонну по второму входу.

**Этап 1.** Подготовка данных. Данные были предварительно подготовлены с учетом того, что выход сигмоидальной функции лежит в диапазоне от 0 до 1. Для нормирования входных данных к интервалу [0; 1] применялось линейное преобразование, обеспечивающее сохранение соотношения между величинами:

$$S_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

где  $x_i$  – текущее значение;  $x_{\min}$  – минимальное значение параметра;  $x_{\max}$  – максимальное значение параметра.

Нормированные исходные данные сведены в табл. 1.

Таблица 1

Нормированные данные, подготовленные для обучения ИНС

№ опыта	Входные параметры для ИНС				Выходной параметр для ИНС
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$y_1$
1	0,264	0,808	0,688	0,753	0,717
2	0,745	0,214	0,160	0,380	0,370
3	0,637	0,699	0,743	0,374	0,643
4	0,474	0,235	0,221	0,381	0,381
5	0,713	0,234	0,215	0,377	0,378
6	0,725	0,231	0,213	0,389	0,375
7*	0,710	0,231	0,210	0,387	0,377
...	...	...	...	...	...
97	0,800	0,110	0,130	0,390	0,342
98	0,530	0,591	0,270	0,540	0,522

\* – данные для проверки адекватности полученной нейросетевой модели

**Этап 2.** Обоснование вариантов типа и архитектуры сети. Предлагается применить двухслойную ИНС с обратным распространением ошибки, в котором используется итеративный градиентный алгоритм обучения с целью минимизации среднеквадратичного отклонения текущего выхода и желаемого выхода сети.

Для оценки необходимого числа синаптических весов  $L_\omega$  в многослойной сети с сигмоидальной

дальней передаточной функцией, используем формулу [4]:

$$\frac{m \cdot N}{1 + \log_2 N} \leq L_\omega \leq m \cdot \left( \frac{N}{m} + 1 \right) \cdot (n + m + 1) + m,$$

где  $n$  – размерность входного сигнала;  $m$  – размерность выходного сигнала;  $N$  – число элементов обучающей выборки.

$$12,5 \leq L_\omega \leq 277. \quad (1)$$

Число нейронов в скрытом слое  $L$  рассчитано по формуле [4]:

$$L = \frac{L_\omega}{n + m}. \quad (2)$$

Зная минимальное и максимальное число синаптических весов сети (1) и используя (2) определяем, что количество нейронов в скрытом слое  $L$  лежит в пределах [3; 115].

**Этап 3.** Выбор сети на основе показателей эффективности обучения. При обучении нейронной сети «с учителем» вычисляются отклонения значений степени утилизации натрия на выходном нейроне от реальных показателей и обратном прохождении этих отклонений до породивших его элементов с целью коррекции ошибки. На каждой эпохе на вход сети подаем все обучающие наблюдения, которые сравниваются с целевыми значениями и вычисляются ошибки. Значение ошибки используется для корректировки весов сети. Действия повторяются до тех пор, пока ошибка не перестанет уменьшаться (рис. 1).

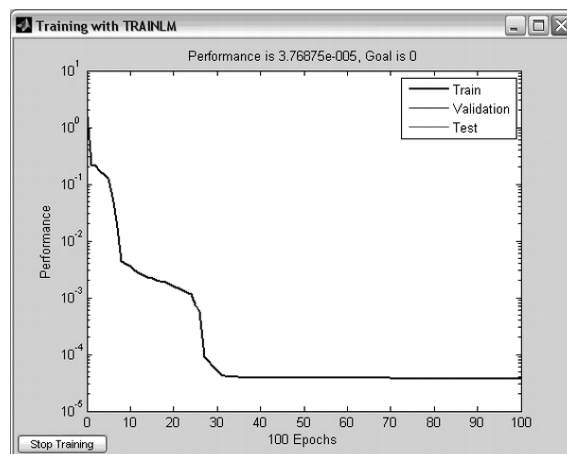


Рис. 1. Изменение ошибки сети в процессе ее обучения (100 эпох)

Главным недостатком ИНС с обратным распространением ошибки является переобучение. В процессе обучения с целью уменьшения ошибки целевой функции сеть подстраивается под особенности обучающего множества и излишне точно соответствует конкретному набору

ру обучающих примеров. В итоге она теряет способность обобщать результаты. Причинами переобучения являются:

- чрезмерно большое количество итераций (эпох) обучения;
- чрезмерно сложная структура нейронной сети (большое количество нейронов в скрытом слое).

Сети с большим числом нейронов моделируют более сложные, в том числе и нелинейные функции, и склонны к переобучению. Сеть с меньшим числом нейронов может оказаться недостаточно гибкой для того, чтобы смоделировать зависимость показателей качества от входных параметров [5].

Проводились исследования для поиска оптимальной структуры нейросетевой модели показателей качества процесса карбонизации. Критерием оптимального выбора являлся минимум интегральной ошибки, которая вычисляется по следующей формуле:

$$\varepsilon = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^k |U_{л.к.i} - U_{p.i}| \rightarrow \min ,$$

где  $k$  – количество тестовых экспериментальных данных, которые не участвуют в обучении сети;  $U_{л.к.i}$  – степень утилизации натрия по данным лабораторного анализа, %;  $U_{p.i}$  – рассчитанная степень утилизации натрия, %.

В процессе исследования обучались ИНС с различным числом нейронов в скрытом слое и количеством эпох обучения, определялась интегральная ошибка. Результаты представлены на рис. 2.

По результатам исследования выявлено:

- 1) достаточным является количество эпох обучения от 40 до 200;
- 2) оптимальное число нейронов в скрытом слое от 4 до 8;
- 3) интегральная ошибка увеличивается с увеличением количества нейронов в скрытом слое (исключение составляет лишь ИНС с 15-ю нейронами в скрытом слое);
- 4) интегральная ошибка с четным количеством нейронов в скрытом слое меньше, чем с нечетным количеством нейронов;

Определены два типа ИНС с учетом критерий выбора оптимальной структуры (табл. 2).

Таблица 2

Сети с наименьшей интегральной ошибкой

число эпох обучения, шт.	число нейронов в скрытом слое, шт.	интегральная ошибка, $\varepsilon$
40	6	0,37
200	15	0,40

В соответствии с общенаучным принципом, согласно которому при прочих равных следует предпочесть более простую модель, их двух сетей с приблизительно равными ошибками следует предпочесть ту, которая меньше [5].

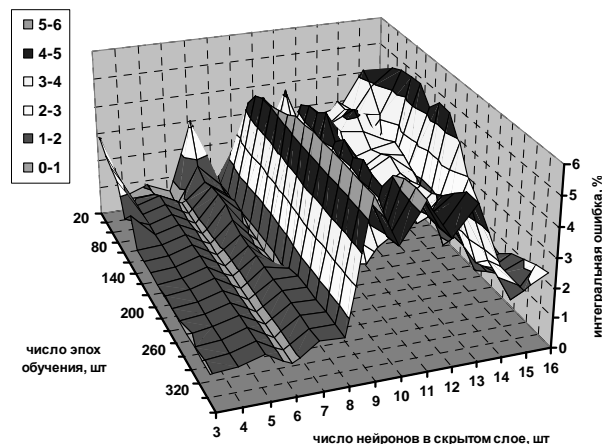


Рис. 2. График зависимости интегральной ошибки от числа эпох обучения и числа нейронов в скрытом слое

Таким образом, предлагается применить в качестве нейросетевой модели показателей качества процесса карбонизации ИНС с обратным распространением ошибки с численностью нейронов скрытым слое – 6 и количеством эпох обучения – 40 (рис. 3).

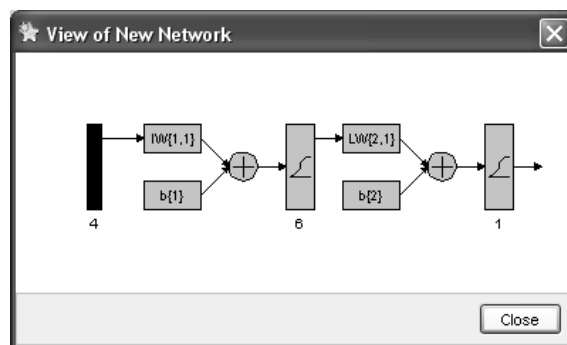


Рис. 3. Структура искусственной нейронной сети

Адекватность полученной нейросетевой модели процесса карбонизации проверялась по тестовым экспериментальным данным. Проверка показала, что относительная погрешность моделирования не превышает 0,7%. Результат работы сети приведен на рис. 4 и 5.

**Этап 4.** Оценка влияния не учтенных факторов и помех. Проводились исследования влияния наличия шумов во входных сигналах ( $x_1, x_2, x_3, x_4$ ) на достоверность определения утилизации натрия. Проверка показала, что с увеличением доли шумов во входных сигналах интегральная ошибка для тестовых значений монотонно возрастает (рис. 6)

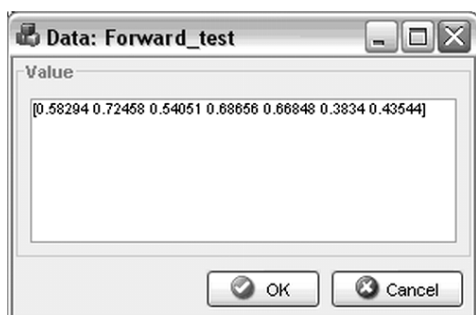


Рис. 4. Расчетные значения степени утилизации натрия с помощью ИНС

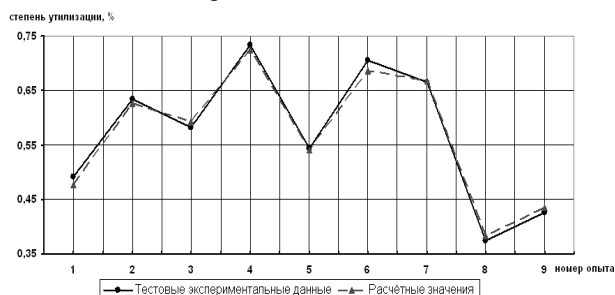


Рис. 5. График проверки адекватности нейросетевой модели

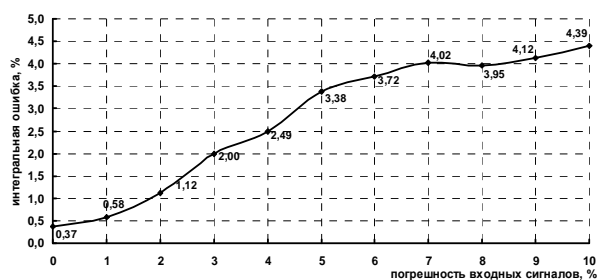


Рис. 6. График зависимости интегральной ошибки от шумов во входных сигналах

**Этап 5. Реализация сети.** Реализация нейросетевой модели показателей качества процесса карбонизации возможна на современных микропроцессорных контроллерах. Например, на средствах автоматизации SIMATIC фирмы Siemens (программный пакет NeuroSystems). Пакет включает в свой состав инструментальные средства конфигурирования и обучения искусственных нейронных сетей, и его стоимость составляет 60 тыс. руб.

Экономический эффект достигается за счет более точного поддержания показателей качества процесса карбонизации, т. е. за счет более эффективного использования основного сырья – очищенного рассола NaCl. Эффективность использования сырья характеризуется полнотой утилизации натрия, которая может быть увеличена на 2–5%.

Аналогично задача решается и для других показателей качества исследуемого процесса: степени утилизации углекислого газа, качества кристаллов гидрокарбоната натрия.

## ВЫВОДЫ

1) Применение нейросетевой модели показателей качества процесса карбонизации позволит по приборно-измеряемым и управляющим параметрам определять и/или краткосрочно прогнозировать степень утилизации натрия без существенных затрат.

2) Анализ показывает, что при этом станет возможным поддержание данных показателей качества с отклонением 1–2% от требуемых значений.

3) Возможна интеграция предложенной модели в систему управления процессом карбонизации по показателям качества, что приведет к повышению точности поддержания показателей качества.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шокин И. Н., Крашенинников С. А. Технология соды. М.: «Химия», 1975. 288 с.
2. Афанасенко А. Г. Разработка математической модели процесса карбонизации с применением метода регрессионного анализа // Информационные системы и модели в научных исследованиях, промышленности и экологии: сб. науч. тр. 2007. С. 32.
3. Афанасенко А. Г. Нейросетевое моделирование для прогнозирования показателей качества процесса карбонизации // «Химия и химическая технология в XXI веке»: сб. науч. тр., 2007. С. 252.
4. Круглов В. В., Дли М. И., Голунов Р. Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. М.: Изд-во Физ.-мат. лит-ры, 2001. 224 с.
5. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: Учеб. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. 744 с.

## ОБ АВТОРАХ



**Афанасенко Алексей Генадьевич**, зав. лаб. Науч.-техн. центра ОАО «Сода». Дипл. инж. по автоматиз. техн. процессов и производств (УГНТУ, 2002). Канд. техн. наук по автоматиз. и упр-ю техн. процессами и производств. (УГАТУ, 2008). Иссл. в обл. автоматиз. хим.-техн. процессов.



**Веревкин Александр Павлович**, зав. каф. автоматиз. хим.-техн. процессов УГНТУ. Дипл. инж. по автоматиз. хим.-техн. процессов (УГНТУ, 1969). Д-р техн. наук по автоматиз. и упр-ю техн. процессами и производств. (в пром.) (УГАТУ, 1999). Иссл. в обл. разр. методов и средств упр-я техн. проц. добычи, транспорта, переработки нефти и газа.