

Настройка и проверка систем нечеткого управления

ВИРТУАЛЬНЫЙ ДАТЧИК КОНЦЕНТРАЦИЙ ВРЕДНЫХ ВЕЩЕСТВ В ВЫБРОСАХ ВРЕДНЫХ ВЕЩЕСТВ КОТЕЛЬНОЙ УСТАНОВКИ

Б.С. Немцев, В.В. Кирик (Ярославский государственный технический университет)

Предлагается виртуальный датчик, позволяющий в режиме реального времени измерять концентрации вредных веществ в выбросах котельной установки. Оценка достоверности показаний осуществляется по методу Демпстера-Шафера.

Ключевые слова: котельная установка, выбросы вредных веществ, виртуальный датчик, искусственная нейронная сеть, метод Демпстера-Шафера.

В настоящее время существенную часть издержек, связанных с превышением предельно допустимых норм выбросов загрязняющих веществ, берут на себя предприятия теплоэнергетики. В соответствии с Федеральными законами "Об охране окружающей среды", "Об охране атмосферного воздуха" и постановлением Правительства "Положение о нормативах выбросов вредных (загрязняющих) веществ в атмосферный воздух и вредных физических воздействий на него" к котельным установкам предъявляются требования о снижении выбросов загрязняющих веществ ниже предельно допустимой нормы. В случае нарушения требований на предприятия налагается штраф за сверхнормативные выбросы.

Повышенное внимание, уделяемое этой проблеме, также обусловлено устойчивым ростом энергопотребления (2,5...5 %/г). В этих условиях возникает потребность в непрерывном контроле выбросов вредных веществ во всех режимах функционирования котельной установки [1].

На данный момент непрерывный контроль выбросов вредных веществ в рамках функционирования котельных установок небольшой мощности (квартальные котельные с водогрейными котлами номинальной теплопроизводительностью 7,56 МВт) затруднителен и экономически невыгоден по причине высокой стоимости необходимого оборудования. Используемые для этой цели газоанализаторы требуют ежегодных поверок. Датчик данного прибора постоянно находится в зоне повышенных температур, закоксовывается и деградирует. Анализ содержания вредных веществ в выбросах котельной установки производится только на этапе режимно-наладочных испытаний. Дальнейшее функционирование котельной установки происходит в соответствии с утвержденной режимной картой. При этом контроль химического состава выбросов не ведется.

Таблица 1. Результаты корреляционного анализа (квадратичный коэффициент корреляции Пирсона)

Технологические параметры	Содержание углекислого газа в уходящих газах	Содержание окиси азота в уходящих газах
Давление газа на вводе в горелку	$R_{x1}, y_1 = 0,845$	$R_{x1}, y_2 = 0,972$
Давление воздуха на вводе в горелку	$R_{x2}, y_1 = 0,850$	$R_{x2}, y_2 = 0,969$
Разрежение за котлом	$R_{x3}, y_1 = 0,903$	$R_{x3}, y_2 = 0,918$

Вышеуказанное определяет потребность разработки альтернативного метода непрерывного контроля концентрации вредных веществ в выбросах котельных установок. Предлагается создать виртуальный датчик, который по доступным для непосредственного измерения данным прогнозирует значения концентраций основных вредных веществ в выбросах котельных установок – углекислого газа и окиси азота.

В процессе исследований водогрейного газового котла КВ-Г-7.56-150 были собраны ретроспективные данные в виде архива основных технологических параметров процесса выработки тепловой энергии. Результаты корреляционного анализа данных приведены в табл. 1, из которой видно, что между выбросами вредных веществ и указанными технологическими параметрами существует значительная корреляция. На основании проведенных исследований сформулируем задачу.

Вектор входных параметров:

$$X = \{x_1, x_2, x_3\}, \quad (1)$$

где x_1 – давление газа на вводе в горелку, x_2 – давление воздуха на вводе в горелку, x_3 – разрежение за котлом.

Вектор выходных параметров:

$$Y = \{y_1, y_2\}, \quad (2)$$

где y_1 – содержание углекислого газа в уходящих газах, y_2 – содержание окиси азота в уходящих газах.

Реализуем виртуальный датчик выбросов загрязняющих веществ на базе искусственной нейронной сети (ИНС). Этапы решения данной задачи включают:

- сбор данных для обучения;
- подготовка и нормализация данных;
- выбор топологии сети;
- подбор характеристик сети и параметров обучения;
- собственно обучение;
- проверка адекватности обучения;
- корректировка параметров, окончательное обучение;
- вербализация сети с целью дальнейшего использования.

Исходные данные для обучения нормируем по формуле, приводя их к диапазону [0...1]:

$$x_{out} = \frac{x_{in} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (3)$$

где x_{in} – исходное значение параметра, x_{out} – результат нормирования, x_{min} – минимальное значение параметра из его выборки, x_{max} – максимальное значение параметра из его выборки.

Минимальные и максимальные значения параметров определяются по неравенствам (4-8).

$$0 \leq x_1 \leq 1,4, \text{ кПа}, \quad (4)$$

$$0 \leq x_2 \leq 1,4, \text{ кПа}, \quad (5)$$

$$0 \leq x_3 \leq 1,4, \text{ кПа}, \quad (6)$$

$$0 \leq y_1 \leq 12, \%, \quad (7)$$

$$0 \leq y_2 \leq 70, \text{ ppm}. \quad (8)$$

Применяем ИНС прямого распространения сигнала на базе многослойного персептрона. Такую сеть можно интерпретировать как нелинейную модель "вход – выход", в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели. Данная сеть может моделировать функцию произвольного порядка [2]. В [3] показано, что одного скрытого слоя достаточно для аппроксимации произвольной непрерывной функции, заданной на единичном гиперкубе.

Число нейронов во входном/выходном слоях ИНС определяются размерностями векторов (1) и (2). Обучение производится в пакетном режиме (batch mode) по методу обратного распространения ошибки (back propagation). Учитывая [3], задаем один скрытый слой с тремя нейронами. Итоговый граф ИНС показан на рис. 1.

ПО, разработанное в среде Delphi v.7 с подключенными библиотеками TeeChart Pro 8.06 и NeuralBase, позволяет визуализировать для синтезированной ИНС поверхности откликов, которые представлены на рис. 2 и 3. На рис. 2 по вертикальной оси отложена концентрация углекислого в выбросах котельной, по горизонтальным осям – давления газа и воздуха на вводе в горелку, масштабированные в 10 раз. На рис. 3 по вертикальной оси отложена концентрация окиси азота в выбросах котельной, по горизонтальным осям – давления газа и воздуха на вводе в горелку, масштабированные в 10 раз.

Виртуальный датчик функционирует в условиях действия дестабилизирующих факторов. К ним от-

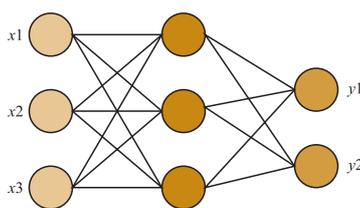


Рис. 1. Граф ИНС

носятся колебания давлений газа и воздуха на вводе в горелку, а также колебания разрежения в топке котельной установки. По этой причине необходимо оценивать достоверность показаний виртуального датчика. Предлагается использовать метод Демпстера-Шафера [4] – математическую теорию очевидностей

(свидетельств), основанную на функции доверия и функции правдоподобия, которые используются, чтобы скомбинировать отдельные свидетельства для вычисления вероятности события. Данный подход эффективен для объединения экспертных мнений оператора котельной и знаний, сформированных экспертом в виде БД.

Выдача результата в виде кортежа (9) позволяет оценить достоверность показаний виртуального датчика:

$$\langle \{y_1, y_2\}; \{m_{1,2}(H)\} \rangle, \quad (9)$$

где $\{m_{1,2}(H)\}$ – мера доверия к гипотезе H из множества Q (10), вычисленная методом Демпстера-Шафера по двум источникам свидетельств в виде подмножеств A и B (11-12).

Формируем множество гипотез:

$$Q = \{H, Pg, Pa, Pv\}, \quad (10)$$

где H – гипотеза, что прогноз получен в нормальных условиях работы при отсутствии дестабилизирующих факторов; Pg – гипотеза, что колебания давления газа на вводе в горелку превышают допустимые пределы; Pa – гипотеза, что колебания давления воздуха на вводе в горелку превышают допустимые пределы; Pv – гипотеза, что колебания разрежения в топке превышают допустимые пределы.

Будем считать, что компоненты множества гипотез Q взаимоисключающие, множество Q – полное, и меры доверия сформированы по независимым свидетельствам в пространстве множества Q .

Имеем два свидетельства:

$$A = \{H, Q\}, \quad (11)$$

$$B = \{H, Pg, Pa, Pv, Q\}, \quad (12)$$

где A и B – подмножества гипотез из Q , которые поддерживаются первым и вторым свидетельствами.

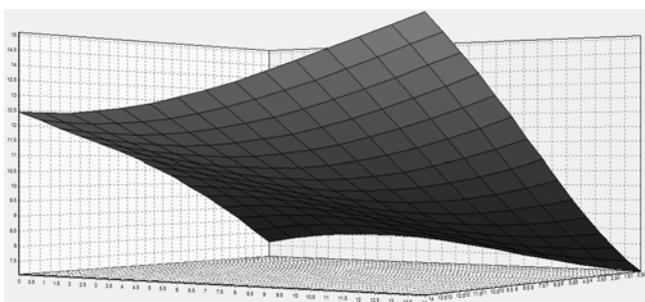


Рис. 2. Поверхность отклика ИНС (выбросы углекислого газа)

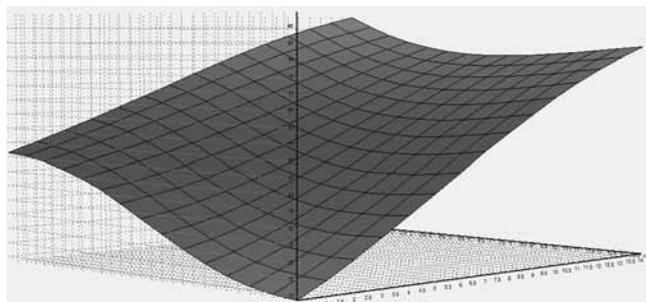


Рис. 3. Поверхность отклика ИНС (выбросы окиси азота)

Таблица 2. Пересечения $A \cap B$

$A \setminus B$	H	Pg	Pa	Pv	Q
H	$A \cap B = H$	$A \cap B = \emptyset$	$A \cap B = \emptyset$	$A \cap B = \emptyset$	$A \cap B = H$
Q	$A \cap B = H$	$A \cap B = Pg$	$A \cap B = Pa$	$A \cap B = Pv$	$A \cap B = Q$

Таблица 3. Значения мер доверия для двух ситуаций

Ситуация №1					
Меры доверия	$m_2(H) =$ 0,75	$m_2(Pg) =$ 0,05	$m_2(Pa) =$ 0,05	$m_2(Pv) =$ 0,1	$m_2(Q) =$ 0,05
$m_1(H) = 0,9$	0,675	0,045	0,045	0,09	0,045
$m_1(Q) = 0,1$	0,075	0,005	0,005	0,01	0,005
Ситуация №2					
Меры доверия	$m_2(H) =$ 0,75	$m_2(Pg) =$ 0,05	$m_2(Pa) =$ 0,05	$m_2(Pv) =$ 0,1	$m_2(Q) =$ 0,05
$m_1(H) = 0,9$	0,045	0,045	0,585	0,18	0,045
$m_1(Q) = 0,1$	0,005	0,005	0,065	0,02	0,005

Значение меры доверия $m_1(H)$ задается оператором в начале смены с учетом состояния котельной установки. Значения мер доверия $m_2(H)$, $m_2(Pg)$, $m_2(Pa)$ и $m_2(Pv)$ считываются с учетом текущих параметров ТП из БД, сформированной экспертом.

Значение меры доверия к гипотезе H с учетом двух свидетельств определяется по формуле Демпстера-Шафера (13) и табл. 2, 3:

$$m_{1,2}(H) = \frac{1}{1-k} \cdot \sum_{A \cap B = H} m_1(A) \cdot m_2(B), \quad (13)$$

где k – мера конфликта, вычисляемая по формуле

$$k = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) \cdot m_2(B). \quad (14)$$

Рассмотрим две технологические ситуации, возникшие в течение одной рабочей смены оператора. Меры доверия к гипотезам из множества Q (10) соответствуют данным в табл. 3. По формуле (13) определим значения меры доверия к гипотезе H с учетом двух свидетельств для обеих ситуаций:

$$\text{Ситуация 1: } m_{1,2}(H) = 0,795/0,82 = 0,97, \quad (15)$$

$$\text{Ситуация 2: } m_{1,2}(H) = 0,095/0,19 = 0,5. \quad (16)$$

Из выражения (15) следует, что в первой производственной ситуации мера доверия к гипотезе H с учетом двух свидетельств практически не изменилась. Во время второй производственной ситуации выросло значение меры доверия к гипотезам Pa и Pv , что связано с неполадками в работе дутьевого вентилятора и колебаний разрежения в топке котельной установки. По этой причине значение меры доверия (16) к гипотезе H снизилось почти в 2 раза.

Исследования проводились на базе газового котла КВ-Г-7.56-150, установленного в квартальной котельной. В итоге, на основе нелинейной нейросетевой модели реализован виртуальный датчик, который позволяет в режиме РВ контролировать концентрации углекислого газа и окиси азота в выбросах котельной установки. Данная модель будет частью модуля, который вычисляет значение "функции приспособленности" для реализации генетического алгоритма в системе управления водогрейным котлом. Оценка достоверности показаний осуществлялась по методу Демпстера-Шафера. Ввиду отсутствия газоанализатора на данный момент тестирование виртуального датчика производилось на архивных данных, собранных в процессе пуска наладочных работ. Среднеквадратичная ошибка результата составила $\leq 2\%$.

Список литературы

1. Энергоэффективность. Выгоды от энергосбережения в промышленности и ЖКХ: аудит, модернизация и НИ-ОКР. М.: [Б.и.]. 2007.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд., испр. Пер. с англ. М.: ИД "Вильямс". 2006.
3. Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function // Mathematics of Control, Signals and Systems. 1989. Vol. 2.
4. Shafer, Glenn. Perspectives on the theory and practice of belief functions // International Journal of Approximate Reasoning. 1990. Vol. 3.

Немцев Борис Сергеевич – аспирант,

Кирик Василий Васильевич – канд. техн. наук, доцент кафедры кибернетики Ярославского государственного технического университета.

Контактный телефон 8-915-977-2008. Email: cybernetic76@gmail.com

Power Panel 65 – Интеллектуальное комплексное решение

Новая панель оператора Power Panel 65 от В&R сочетает высокую производительность и компактные размеры в одном центральном устройстве управления и мониторинга. Благодаря интеграции функций управления и визуализации, а также технологии приводов пользователь получает умное единое решение, которое может быть легко применено в различных областях автоматизации. Идеал для многоосных приложений.

Power Panel 65 оснащена мощным процессором Geode LX800 с частотой 500 МГц и имеет высокую вычислительную мощность, необходимую для многоосных приложений. Уникальное сочетание высокой производительности и компактного дизайна обеспечивает оптимальное ис-

пользование пространства внутри распределительного шкафа. Операторские панели PP65 с сенсорным дисплеем с диагональю 5,7" или 3,5" с функциональными кнопками оптимально впишутся в любую машину или систему управления.

Два интерфейса USB и порт Fast Ethernet гарантируют быстрый обмен данными с системами верхнего уровня. Благодаря модулям интерфейсов полевых шин могут быть легко присоединены привода и устройства удаленного ввода/вывода. PP65 поставляются со встроенными интерфейсами X2X или POWERLINK. Панели оператора также могут быть снабжены интерфейсами RS-232/485, CAN и Profibus DP slave в зависимости от требований заказчика.

<http://www.br-automation.com>