

УДК 519.6

А.Л. Красников

Институт прикладной математики и механики НАН Украины

Отдел теории управляющих систем

E-mail: zzakkatt@gmail.com**МОДЕЛИРОВАНИЕ ВПРЫСКИВАЮЩЕГО УСТРОЙСТВА ЭНЕРГОБЛОКА
С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ****Abstract**

Krasnikov A.L. Modelling of injecting device of power unit by neural networks. One of methods of steam parameters control is to use the system of water injection in a steam pipeline between furnace and turbine. Task of designing model for separate injecting device is considered. Some neural network based models were created and examined.

Keywords: modeling, injecting device of power unit, neural network.

Анотація

Красніков О.Л. Моделювання вприскувача енергоблоку за допомогою нейромережових технологій. Одним з методів регулювання параметрів пари є використання системи вприску води на ділянці паропроводу між котлом і турбіною. Розглянуто завдання розробки моделі окремого вприскувача. Сформовані і розглянуті декілька нейромережових моделей вприскувача.

Ключові слова: модель, вприскувач енергоблоку, нейронна мережа.

Аннотация

Красников А.Л. Моделирование впрыскивающего устройства энергоблока с помощью нейросетевых технологий. Одним из методов регулирования параметров пара является использование системы впрысков воды на участке паропровода между котлом и турбиной. Рассмотрена задача разработки модели отдельного впрыскивающего устройства. Сформированы и рассмотрены несколько нейросетевых моделей впрыскивающего устройства.

Ключевые слова: модель, впрыскивающее устройство энергоблока, нейронная сеть.

Введение. В процессе генерации энергии на ТЭС, важно соблюдение заданного графика нагрузки. Одним из способов регулирования мощности энергоблока наряду с управлением расходом питательной воды и топлива является управление системой впрысков холодной воды в пароводяной тракт на промежутке между котлом и турбиной. В данной статье рассматривается задача формирования модели отдельного впрыскивающего устройства с помощью многослойной нейронной сети. В качестве исходных данных для обучения и тестирования сети использованы данные наблюдений четвертого энергоблока Зуевской ТЭС.

Исходные данные и концептуальная модель впрыска. Система впрысков подразумевает использование нескольких впрыскивающих пароохладителей, которые используются на разных этапах работы энергоблока: пусковые, нормативные, аварийные пароохладители. На блоках Зуевской ТЭС для поддержания температуры пара установлены 3 впрыскивающих устройства на промежутке пароводяного тракта до главной паровой задвижки (ГПЗ).

На рис. 1 представлен фрагмент мнемосхемы паропровода до ГПЗ, которая используется в системе ОКУР, используемой для сбора и отображения информации на Зуевской ТЭС.

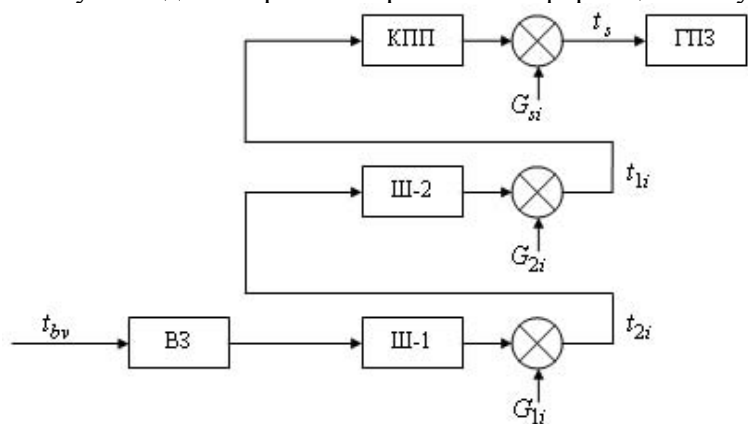


Рисунок 1 — Мнемосхема участка паропровода до ГПЗ

На рисунке обозначены основные устройства и датчики для сбора данных:

- $G_{1en}, G_{2en}, G_{nen}$ — расходы воды на первый, второй и пусковой впрыски соответственно;
- T_{1en}, T_{2en}, T_{on} — измеряемая температура пара перед встроенной задвижкой, за первым и вторым впрыском, а так же температура пара, который непосредственно поступает в цилиндр высокого давления турбины;
- Ш1, Ш2 и КПП — ширмовые и конвективный пароперегреватели, которые используются для подогрева острого пара с помощью дымовых газов.

В процессе пуска система пусковых впрысков используется для регулирования температуры пара согласно графика-задания пуска. В нормативном режиме используется пара впрысков для поддержания параметров пара на заданном уровне:

- температура пара на входе в Ш-1 — 455°C, на выходе — 488°C;
- температура пара на входе в Ш-2 — 488°C, на выходе — 519°C;
- температура пара на входе в КПП — 530°C, на выходе — 545°C.

Так же вводятся дополнительные ограничения на температуру пара, среди которых ограничение на скорость изменения — не более 5–6°C/мин.

Нейросетевое моделирование впрыскивающего устройства. Отдельное впрыскивающее устройство можно описать уравнением смещения:

$$G_n i_n + G_g i_g = (G_n + G_g) i_{cm},$$

где i_n, i_g, i_{cm} — энтальпия пара до впрыска, впрыскиваемой воды, пароводяной смеси; G_n, G_g — расход пара до впрыска, расход впрыскиваемой воды.

Однако использование такого описания требует перехода от температуры к энтальпии, что требует дополнительных вычислений и измерений давления пара. Кроме того, температура пара непосредственно до впрыска на участке между пароперегревателем и выпрыскивающим устройством не измеряется. Поэтому была предложена структура многослойной нейросети, с помощью которой в дальнейшем будут моделироваться пароперегреватель и впрыскивающее устройство как один объект. Для обучения нейросети предлагается набор данных, связанных со вторым впрыскивающим устройством: температура пара до ширмового пароперегревателя Ш2, расход пара за котлом, расход воды на впрыск, а так же температура металла змеевиков пароперегревателя.

Для моделирования использована многослойная сеть прямого распространения, содержащая 3 слоя. Были проведены эксперименты с нейронными сетями, в которых использовались активационные функции: линейная и гиперболический тангенс ($f(s) = \frac{2}{1 + e^{-2s}} - 1$). Для обучения нейросети использован алгоритм обратного распространения ошибки, программно реализованный в среде Matlab. В качестве целевого вектора задается температура пара за вторым впрыском. Для оценки функционирования сети на этапе обучения используется функция mse.

Основную сложность в данном случае представляет выбор переменных, которые позволят сформировать достаточно адекватную модель. В работе использованы несколько наборов данных: данные, используемые для обучения нейросети, и два набора данных для оценки точности модели. Данные получены с помощью системы ОКУР, которая считывает результаты с периодичностью 9–10 с и сохраняет измеренные данные в БД в случае отклонения текущего значения от предыдущего сохраненного на величину более 0,5 % (3°C для измеряемых температур).

Из данных измерений сформированы несколько наборов данных:

1. Используются температура до впрыска t_1^k , температура воды за впрыском в предыдущий момент времени t_2^{k-1} и расход воды на впрыск G_g^k , остальные параметры считаются постоянными в нормативном режиме;

2. К предыдущему набору данных (t_1^k, t_2^{k-1}, G_g^k) добавлены температура металла змеевиков t_m^k и расход острого пара G_n^k ;

3. Ко второму набору данных ($t_1^k, t_2^{k-1}, G_g^k, t_m^k, G_n^k$) добавлены приращения температур до ($\Delta t_1 = t_1^k - t_1^{k-1}$) и после ($\Delta t_2 = t_2^{k-1} - t_2^{k-2}$) впрыска.

4. Ко второму набору данных ($t_1^k, t_2^{k-1}, G_g^k, t_m^k, G_n^k$) добавлены осредненные температуры до и после впрыска. Для этого рассчитывалась взвешенная сумма температур $\xi_j^k = \sum_{i=1}^n \alpha_i t_j^{k-mi}, j = 1, 2$. Для выборки данных, измеренных с интервалом в 9 с сформированы несколько таких последовательностей:

- $n = 3, m = 1, \alpha = \{0.5, 0.3, 0.2\}$
- $n = 5, m = 1, \alpha = \{0.4, 0.24, 0.16, 0.12, 0.08\}$
- $n = 10, m = 1, \alpha = \{0.25, 0.18, 0.15, 0.12, 0.09, 0.07, 0.055, 0.045, 0.03, 0.02\}$
- $n = 3, m = 5, \alpha = \{0.5, 0.3, 0.2\}$
- $n = 4, m = 5, \alpha = \{0.45, 0.3, 0.15, 0.1\}$
- $n = 5, m = 4, \alpha = \{0.4, 0.24, 0.16, 0.12, 0.08\}$

Для всех наборов данных эталонным вектором выхода является отклонение температуры за впрыском от нормативного значения (t_2^k).

Моделирование впрыскивающего устройства. Для сформированных наборов данных произведено обучение двух нейросетей, которые соответствуют нитке «А» и нитке «Б» паропроводов высокого давления.

Для обучения были использованы несколько вариантов конфигурации сети, которые отличаются количеством нейронов и активационными функциями на первом и втором слое. Третий слой сети всегда содержит один нейрон с линейной активационной функцией. Значения среднеквадратичной ошибки, полученное в результате обучения на различных наборах данных приведены в табл. 1.

Как видно из табл. 1 расширение набора данных для обучения позволяет снизить величину ошибки обучения. Однако использование для четвертого набора данных взвешенной суммы, для которой температуры выбираются на достаточно в большом окне зачастую снижает качество обучения.

Точность полученных нейросетевых модели была оценена на двух тестовых наборах. В таблицах 2 и 3 приведены среднеквадратичное отклонение выхода модели от эталонных данных.

Данные табл. 2 и 3 подтверждают вывод сделанный ранее: при увеличении числа переменных в обучающей выборке снижается величина ошибки обучения, однако при увеличении окна может возрастать ошибка моделирования (рис. 2).

Кроме того из данных экспериментов видно, что для моделирования больше подходит нейросеть, все нейроны которой имеют линейную активационную функцию. При этом среднеквадратичное отклонение температуры на выходе модели от измеренной температуры не превышает 5–8°C, что достаточно близко к точности измерений (3°C) (рис. 3).

Таблица 1 — Ошибка обучения

Набор данных	1 слой: 18, tansig 2 слой: 28 purelin		1 слой: 10, purelin 2 слой: 25 purelin		1 слой: 7, purelin 2 слой: 12 purelin		1 слой: 10, purelin 2 слой: 25, tansig	
	«А»	«Б»	«А»	«Б»	«А»	«Б»	«А»	«Б»
1	2.9292	4.8123	3.5305	8.0610	3.5304	8.0610	2.9962	3.6506
2	2.6108	2.9160	3.5195	4.6567	3.5311	4.4518	2.4339	3.3937
3	1.7011	0.9496	3.3865	1.4019	3.3909	1.4014	1.9913	1.1722
4 ($n = 3, m = 1$)	2.0720	1.0415	2.9406	1.3337	2.9838	1.3422	2.9192	0.9327
4 ($n = 5, m = 1$)	2.0448	1.2255	3.1422	1.7800	3.0803	1.5165	1.9492	1.0732
4 ($n = 10, m = 1$)	2.3092	0.9157	3.3332	1.6749	3.3314	1.6207	1.7162	1.0139
4 ($n = 3, m = 5$)	2.1443	1.2040	3.1220	1.5533	3.3110	1.6271	1.6803	0.7116
4 ($n = 4, m = 5$)	1.9845	3.9917	3.0674	5.2403	3.0827	5.2784	1.9010	4.2154
4 ($n = 5, m = 4$)	2.1993	4.0399	3.0619	5.3442	3.0440	5.4662	1.6795	2.7149

Таблица 2 — Точность модели (1 слой: 18, tansig, 2 слой: 28 purelin)

Набор данных	Первый тестовый набор		Второй тестовый набор	
	Нитка «А»	Нитка «Б»	Нитка «А»	Нитка «Б»
1	27.27	39.68	7.51	35.38
2	43.78	55.06	8.84	19.85
3	44.00	25.57	5.95	11.58
4 ($n = 3, m = 1$)	54.91	20.76	10.62	6.35
4 ($n = 5, m = 1$)	44.30	23.55	10.13	5.63
4 ($n = 10, m = 1$)	38.02	30.92	11.08	15.41
4 ($n = 3, m = 5$)	61.92	29.64	11.14	10.78
4 ($n = 4, m = 5$)	57.61	54.22	15.35	25.04
4 ($n = 5, m = 4$)	61.95	46.20	12.39	20.77

Выводы.

В статье рассмотрены принципы регулирования температуры пара с помощью впрыскивающих устройств. Приведена концептуальная модель фрагмента паропровода Зуевской ТЭС, выбраны исходные данные для идентификации модели. Для построения модели предложена структура трехслойной

Таблица 3 — Точность модели (1 слой: 7 purelin, 2 слой: 12 purelin)

Набор данных	Первый тестовый набор		Второй тестовый набор	
	Нитка «А»	Нитка «Б»	Нитка «А»	Нитка «Б»
1	2.68	47.44	6.96	25.08
2	3.18	31.76	6.94	37.85
3	2.46	3.63	5.90	6.10
4 ($n = 3, m = 1$)	6.47	3.94	7.07	4.03
4 ($n = 5, m = 1$)	5.89	3.96	7.36	4.12
4 ($n = 10, m = 1$)	3.84	3.96	6.70	4.78
4 ($n = 3, m = 5$)	10.48	6.55	8.32	5.74
4 ($n = 4, m = 5$)	8.14	37.19	7.66	31.48
4 ($n = 5, m = 4$)	8.41	39.86	8.04	32.61

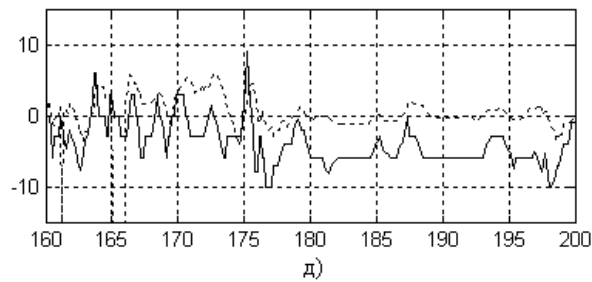
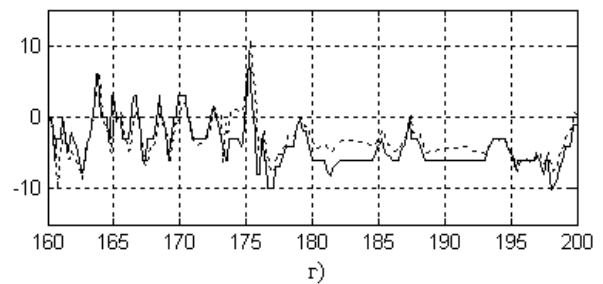
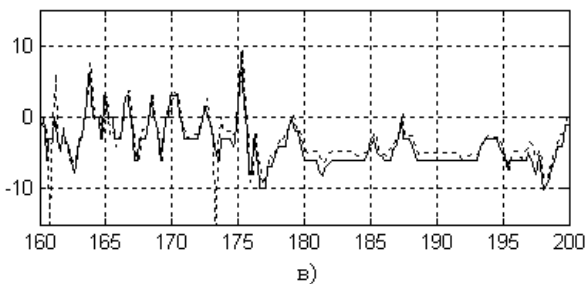
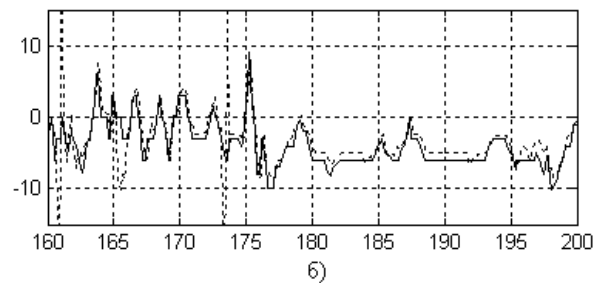
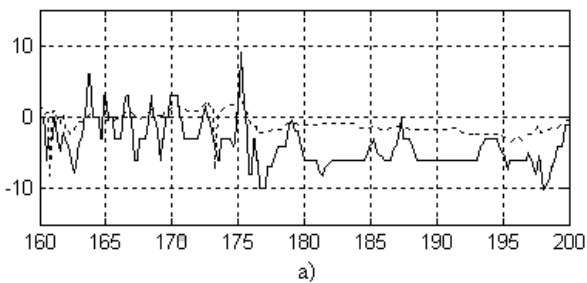


Рисунок 2 — Моделирование работы нейросети на второй тестовой выборке для нитки «Б» (сплошная линия — эталонный вход, пунктирная линия выход модели). Исходные данные а) первый набор данных; б) третий набор тестовых данных; в) четвертый набор тестовых данных ($n = 3, m = 1$); г) четвертый набор тестовых данных ($n = 10, m = 1$); д) четвертый набор тестовых данных ($n = 5, m = 4$)

нейросети, обучаемой по алгоритму обратного распространения ошибки. По данным измерений параметров сформированы несколько наборов данных для обучения и тестирования нейросетевой модели впрыскивающего устройства. Исходная нейросеть была обучена и протестирована с использованием сформированных данных. Согласно полученным данным, лучшие результаты можно получить для набора данных, который включает помимо основных параметров процесса (температура до и за впрыскивающим устройством, температура металла, расход воды на впрыск и расход острого пара) используются дополнительные показатели, позволяющие оценить динамику процесса (приращение или взвешенная сумма температур). Кроме того, на основе трехслойной нейросети, все нейроны которой имеют линейную активационную функцию, получена модель, для которой среднеквадратичное отклонение выхода от эталонных значений близко к точности измерений.

Дальнейшее развитие нейросетевой модели связано с введением эффективных методов фильтрации исходных данных. Так же предложенный подход допустим при формировании регулятора впрыска, в том числе адаптивного.

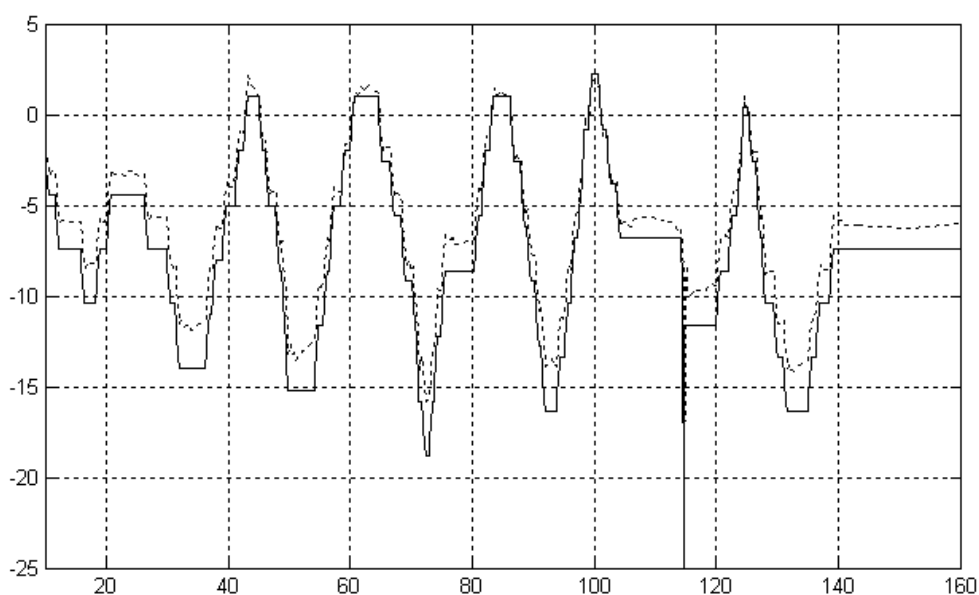


Рисунок 3 — Моделирование блока на данных второй тестовой выборке для нитки «А» (четвертый набор тестовых данных $n = 5, m = 1$)

Литература

1. Инструкция по пуску и эксплуатации энергоблока 300 МВт. — МЭЭ ПЭО "ДОНБАССЭНЕРГО", 1992. — 81 с.
2. Ткаченко В.Н., Афанасьев Н.Н., Суков С.Ф., Махно И.В., Ткаченко А.В., Махно Ю.С. Информационно-управляющая система "ИУС - ОКУР" для оперативного контроля и управления работой энергоблоков /Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 15(130). — Донецьк: ДонНТУ, 2008р. — С. 136–142.
3. Мухачев Г.А., Шукин В.К. Термодинамика и теплопередача: Учебник для вузов. — М.: Высшая школа, 1991.
4. <http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/book2/index.php>.

Здано в редакцію:
19.02.2009р.

Рекомендовано до друку:
д.т.н, проф. Скобцов Ю.О.