

**ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ПАРАМЕТРОВ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ
МОДЕЛИ НАТРИЕВОЙ ЛАМПЫ ВЫСОКОГО ДАВЛЕНИЯ
НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Волков А. В. старший преподаватель кафедры информационной безопасности и сервиса Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарева, 430005, Россия, г. Саранск, ул. Большевистская, д. 68. e-mail: elsoldador@rambler.ru

Шишов О. В. к.т.н., доцент кафедры электроники и наноэлектроники Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарева, 430005, Россия, г. Саранск, ул. Большевистская, д. 68. e-mail: Olegshishov@yandex.ru

Троянский А. В. аспирант кафедры электроники и наноэлектроники Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарева, 430005, Россия, г. Саранск, ул. Большевистская, д. 68. e-mail: trojanskiy-a@mail.ru

Аннотация. Применение параметрической идентификации нелинейных систем открывает широкие перспективы по созданию современных систем контроля и управления, обеспечивая тем самым существенное повышение их технико-экономических показателей. В данной работе рассматривается математическая модель натриевой лампы высокого давления и задача её параметрической идентификации. Показывается применимость искусственных нейронных сетей для получения уточненных параметров модели.

Ключевые слова: нелинейная система, математическая модель, идентификация, нейронные сети.

IDENTIFICATION OF HIGH-PRESSURE SODIUM LAMP MATHEMATICAL MODEL NONLINEAR PARAMETERS ON THE NEURAL NETWORKS BASIS

Volkov A. V. Senior Lecturer, Department of information security and service of Ogarev Mordovia State University, 430005, Russia, Saransk, street Bolshevist, d. 68. e-mail: elsoldador@rambler.ru

Shishov O. V. Ph. D., associate Professor, Department of electronics and nanoelectronics of Ogarev Mordovia State University, 430005, Russia, Saransk, street Bolshevist, d. 68. e-mail: Olegshishov@yandex.ru

Troyanskiy A. V. post-graduate student of the Department of electronics and nanoelectronics of Ogarev Mordovia State University, 430005, Russia, Saransk, street Bolshevist, d. 68. e-mail: troyanskiy-a@mail.ru

Abstract. Using of parametric nonlinear systems identification makes wide perspectives for creating modern control systems, therefore great improvements of its technical and economical qualities. The article considers mathematical model of high-pressure sodium lamp and problem of its parametrical identification. Shown, that it is possible to use artificial neural networks for getting of specified model parameters.

Keywords: nonlinear system, mathematical model, identification, neural networks.

Многие объекты, с которыми приходится работать на практике, являются нелинейными. Для построения систем контроля и управления такими объектами необходимо проводить их параметрическую идентификацию. Проанализируем возможность использования искусственных нейронных сетей для получения уточненных параметров модели нелинейного объекта, рассматривая в ее качестве натриевую лампу высокого давления.

После изготовления лампы проходят процесс стендовых испытаний и разбраковки. Испытания заключаются во включении ламп на заданное время с контролем их параметров. Испытательный стенд представляет собой круговой конвейер – «карусель», на каждую секцию которой оператор вручную устанавливает лампу. При установке ламп на карусель они зажигаются. Время полного поворота «карусели» задает длительность испытаний. Оно определяется техническими условиями таким, чтобы при занятии лампами предпоследней позиции «карусели» в них успели закончиться все переходные процессы по их зажиганию. На этой позиции «карусели» производится измерение напряжения на лампе, по которому можно судить не только об ее годности, но и делать выводы о причинах неисправности при ее негодности.

Была поставлена задача по автоматизации проведения испытаний ламп и оценки их годности. В рамках данной задачи необходимо было определиться с ее математической моделью. Для ламп высокого давления приемлемые результаты дает модель, отображаемая системой двух нелинейных дифференциальных уравнений первого порядка [2], которая с учётом электромагнитных процессов в электрической цепи питания лампы приводится к виду:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = \frac{1}{L} \left[U_s - \left(\frac{1}{x_2 x_3} + R \right) x_1 \right]; \\ \frac{dx_2}{dt} = A_l U_0^2 x_2^2 \frac{\left(\frac{x_1}{U_0 x_2 x_3} \right)^2 - 1}{1 + k_1 \left(\frac{|x_1|}{U_0 x_2 x_3} - 1 \right)}; \\ \frac{dx_3}{dt} = \left[k_2 + k_3 \left(\frac{|x_1|}{U_0 x_2 x_3} \right)^{k_4} \right] \left[1 + k_1 \left(\frac{|x_1|}{U_0 x_2 x_3} - 1 \right) - x_3 \right], \end{cases} \quad (1)$$

где x_1 – ток лампы;

x_2 – приведенная проводимость лампы, учитывающая среднее значение концентрации электронов;

x_3 – безразмерная величина, учитывающая подвижность электронов;

L, R – соответственно индуктивность и активное сопротивление ограничивающего дросселя; U_s, U_0 – соответственно напряжение питающей сети и номинальное напряжение на лампе;

A_l – коэффициент, определяемый конструкцией лампы;

k_1-k_4 – электрические коэффициенты, определяемые для конкретного типа лампы.

В пакете MATLAB была разработана подпрограмма решения системы уравнений (1) и получены следующие результаты ее решения: $U_0 = 131$; $A_l = 5,5$; $k_1 = 0,6$; $k_2 = 1,5 \cdot 10^4$; $k_3 = 3 \cdot 10^4$; $k_4 = 1,5$.

На основе экспериментально полученных значений напряжения и тока лампы поставим задачу получить уточненные параметры нелинейной модели с помощью искусственных нейронных динамической и статической сетей. В роли динамической нейронной сети было рассмотрено два типа сетей: динамическая сеть Элмана и динамическая двухслойная нейронная сеть прямой передачи с линейной функцией активации.

Искусственная нейронная сеть Элмана, известная так же как «простая рекуррентная нейронная сеть» (Simple Recurrent Neural Network), состоит из трех слоёв, входного (распределительного) слоя и выходного (обрабатывающего) слоёв. При этом скрытый слой имеет обратную связь сам на себя. На рисунке 1 и 2 представлена структура нейронной сети Элмана.

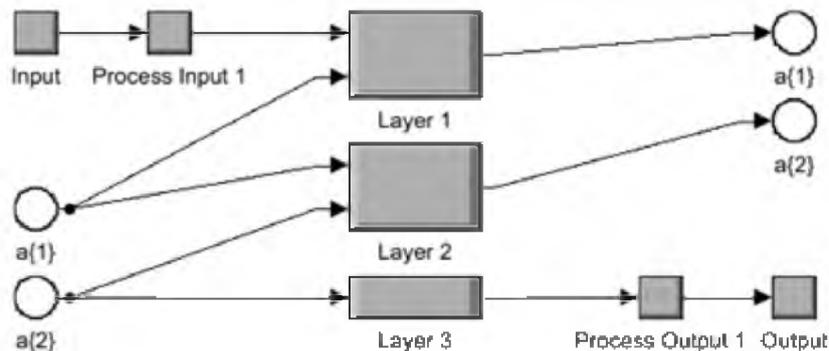


Рисунок 1 – Структура нейронной сети Элмана

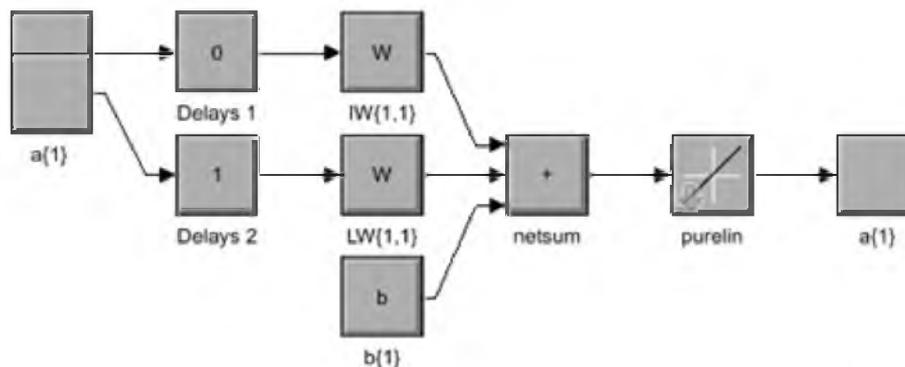


Рисунок 2 – Структура скрытого слоя сети Элмана

Структура скрытого слоя динамическая двухслойной нейронной сети прямой передачи с линейной функцией активации представлена на рисунке 3.

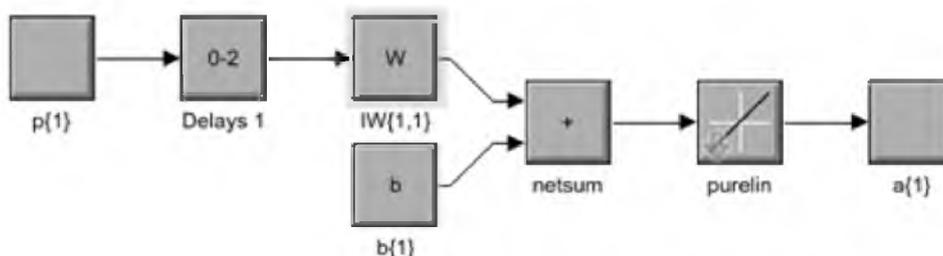


Рисунок 3 – Структура скрытого слоя нейронной сети прямой передачи

Для обучения динамической нейронной сети в рамках поставленной задачи был проведён эксперимент, в процессе которого случайным образом в ограниченном диапазоне изменялись параметры модели. План эксперимента представлен в таблице 1.

Таблица 1 – План эксперимента

№ опыта / параметр	U_0	A_1	K_1	$K_2 \cdot 10^4$	$K_3 \cdot 10^4$	K_4
1	136,2374	5,5335	0,6680	1,5546	3,2885	1,5107
2	135,7986	5,5887	0,6029	1,6960	3,0672	1,5979
3	147,5063	5,5083	0,6133	1,5694	3,1564	1,5831
4	145,7572	5,5269	0,6423	1,7191	3,3771	1,5418
5	148,1105	5,5645	0,6376	1,5764	3,1713	1,5482
6	131,4503	5,5425	0,6313	1,5646	3,0715	1,5423
7	139,4691	5,5091	0,6266	1,5615	3,1124	1,5440
8	131,1343	5,5602	0,6387	1,8664	3,0005	1,5462
9	136,7500	5,5091	0,6576	1,7733	3,2186	1,5426
10	143,2692	5,5582	0,6541	1,8480	3,1059	1,5318

Для каждого нового сочетания параметров модели проводилось численное решение системы уравнений (1). По рассчитанным значениям напряжения и тока лампы создавалась обучающая выборка для обучения динамической сети Элмана и динамической двухслойной

нейронной сети прямой передачи с линейными функциями активации. Обучение нейронных сетей проводилось средствами пакета MATLAB с использованием обучающего оператора train. Ошибки моделирования представлены на рисунках 4 и 5.

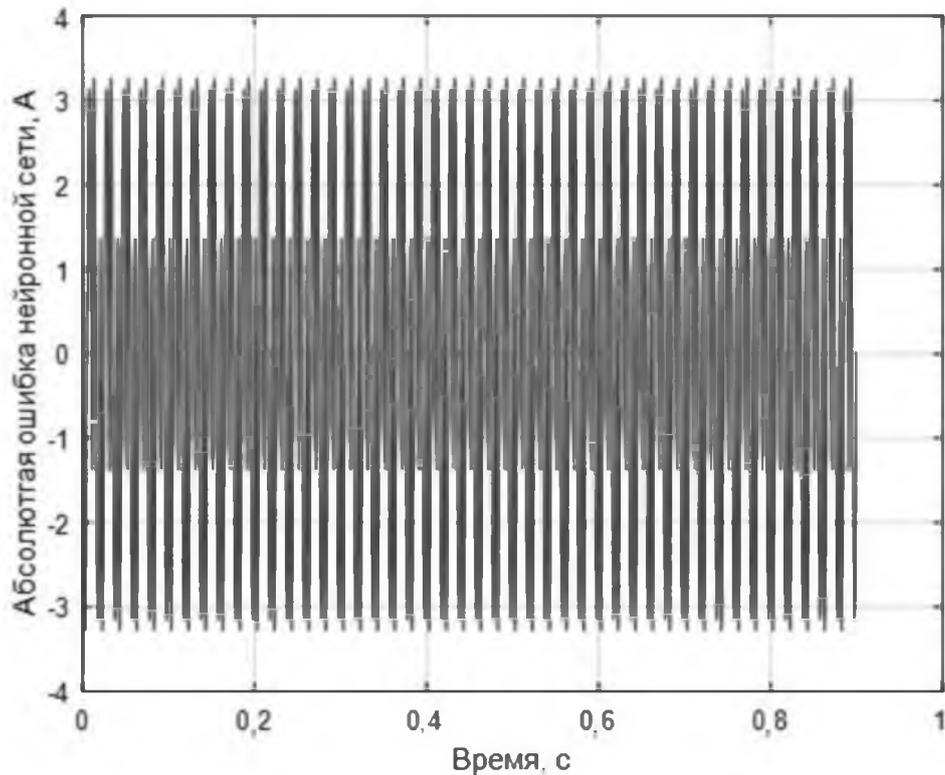


Рисунок 4 – Ошибка моделирования нейронной сети Элмана

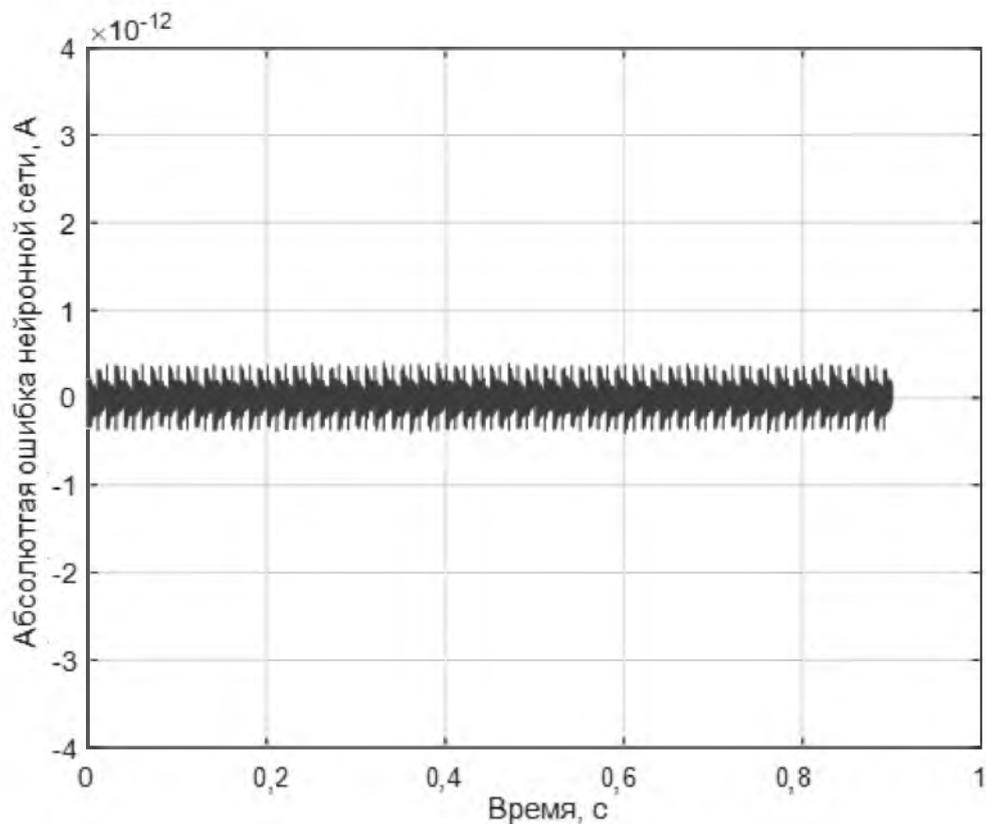


Рисунок 5 – Ошибка моделирования нейронной сети прямой передачи

Сравнение структуры рассматриваемых сетей и ошибок моделирования позволяет отдать предпочтение динамической сети прямой передачи, имеющей меньшую ошибку моделирования и при этом более простую структуру.

Весовые коэффициенты динамической двухслойной сети прямой передачи с линейными функциями активации, получаемые в результате обучения, и данные из таблицы 1 использовались для обучения статических нейронных сетей. В роли данных сетей были выбраны трехслойная сеть прямой передачи с линейной функцией активации и радиальная базисная сеть с нулевой ошибкой. Структура трехслойной сети прямой передачи представлена на рисунке 6.

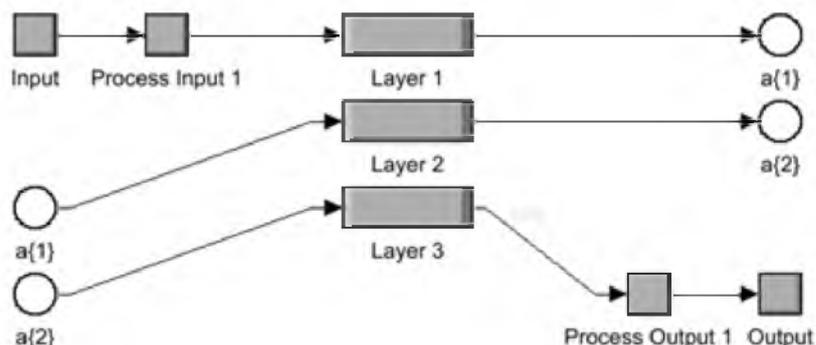


Рисунок 6 – Структура трехслойной сети прямой передачи

В составе радиальной базисной нейронной сети два слоя. Структура слоя представлена на рисунке 7.

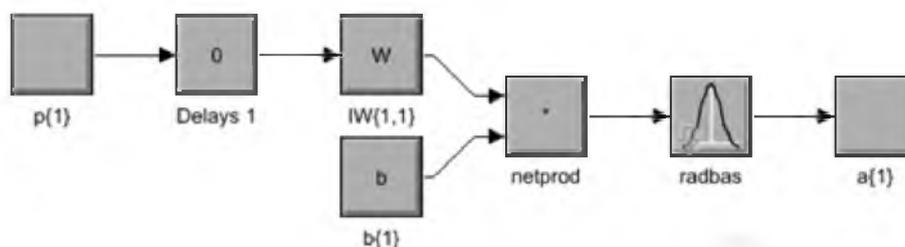


Рисунок 7 – Структура слоя радиальной базисной сети

Обученные нейронные сети использовались для параметрической идентификации модели лампы ДНаТ-400. С этой целью экспериментально полученные значения напряжения и тока лампы использовались для переобучения динамической нейронной сети. Полученные весовые коэффициенты подавались на входы обученных статических нейронных сетей, которые вычисляли искомые параметры модели. Результаты вычислений представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Расчётные параметры модели лампы

Сети / Коэффициенты	U_0	A_1	K_1	$K_2 \cdot 10^4$	$K_3 \cdot 10^4$	K_4
Трехслойная сеть	136,83	5,55	0,61	1,61	3,05	1,58
Радиальная базисная сеть	143,4	5,56	0,65	1,85	3,11	1,53

По параметрам модели, приведённым в таблице 2, проводилось численное интегрирование системы уравнений (1) и расчёт напряжения и тока лампы.

На рисунках 8 и 9 показаны абсолютные ошибки моделирования напряжения лампы.

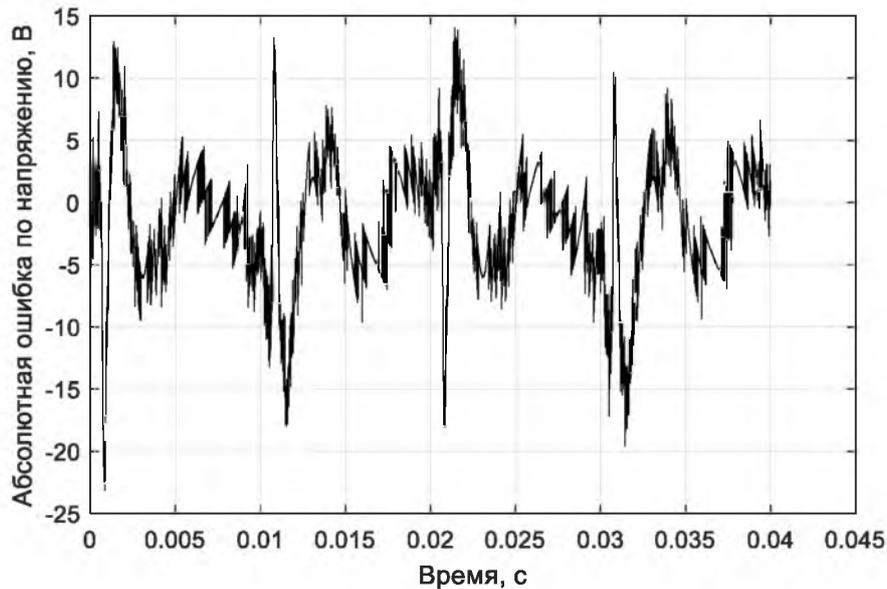


Рисунок 8 – Ошибка моделирования напряжения статической трехслойной сети прямой передачи

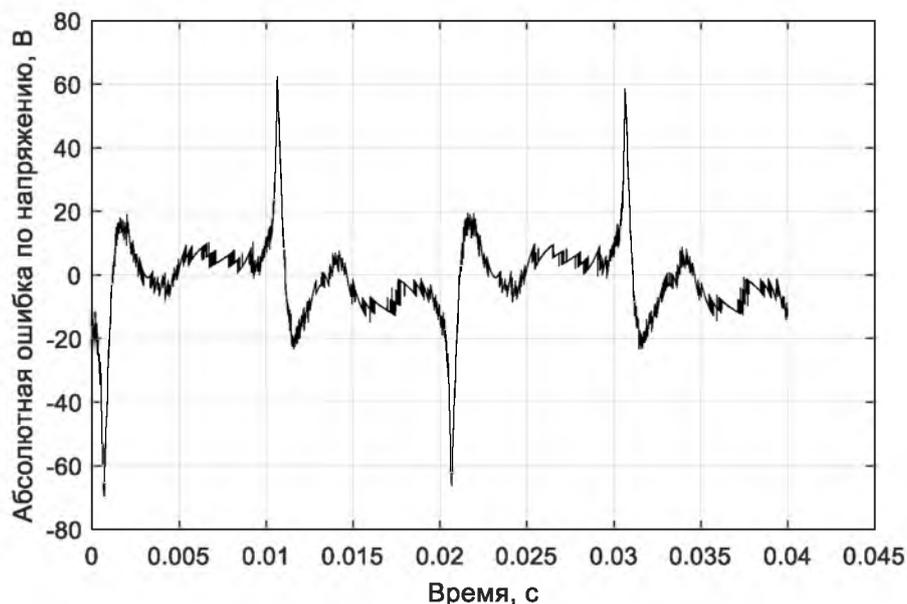


Рисунок 9 – Ошибка моделирования напряжения радиальной базисной сети

Таким образом, можно сделать следующие выводы:

1. Последовательное использование динамической и статической нейронных сетей для параметрической идентификации нелинейных систем даже при незначительном объеме обучающей выборки дает приемлемую точность идентификации при вычислении параметров модели.

2. В качестве динамической нейронной сети предпочтительнее использовать многослойную сеть прямой передачи.

3. Радиальная базисная сеть обеспечивает нулевую ошибку обучения в отличие от многослойной сети прямой передачи, однако из-за малого объёма обучающей выборки и простой структуры динамической нейронной сети показывает более высокую ошибку вычисления параметров.

Библиографический список

1. Анисимов А.А., Горячев М.Н. Идентификация электромеханических систем с использованием искусственной нейронной сети // Иваново: Вестник ИГЭУ. Вып. 3. 2008. – С. 1–5.
2. Краснопольский А.Е. О дифференциальном уравнении газоразрядной лампы // Светотехника, 1977, № 12. С. 13–15.
3. Пупков К.А., Капалин В.И., Ющенко А.С. Функциональные ряды в теории нелинейных систем. – М. : Наука, 1976.
4. Ходашинский И.А. Идентификация нечетких систем: методы и алгоритмы // Проблемы управления. № 9. 2009. С. 15–23.
5. Цибизова Т.Ю. Методы идентификации нелинейных систем управления // Современные проблемы науки и образования. – 2015. № 2 (часть 14). – С. 3070–3074.
6. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Применение нейросетевых динамических моделей в задаче параметрической идентификации технологического объекта в составе системы управления // Пермь: Вестник ПНИПУ. Химическая технология и биотехнология. № 3. 2015. С. 21–38.