

УДК 621.315.611

DOI: 10.30987/conferencearticle_61c997ee5142f0.21613507

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕСУРСА

Марина Николаевна Дубяго, ст. преподаватель, w_m88@mail.ru

Николай Константинович Полуянович, к.т.н., доцент, nik1-58@mail.ru

Южный федеральный университет, РФ, Таганрог

Аннотация. Установлено, что наибольшее распространение в прогнозировании термических процессов в силовых кабельных сетях находят методы, основанные на искусственных нейронных сетях (НС). Проведен анализ влияния различных функций активации НС на ошибку прогноза термофлюктуационных процессов в силовых кабельных сетях. Установлено, что минимум ошибки прогнозирования термических процессов в силовых кабельных сетях является НС с функцией активации logsig в скрытом слое и purelin в выходном слое.

Ключевые слова: информационные системы, нейронные сети, моделирование, электроэнергетика, прогнозирование.

NEURAL NETWORK INFORMATION-MEASURING SYSTEM IN TASKS OF RESOURCE PREDICTION

Marina N. Dubyago, Senior Lecturer, w_m88@mail.ru

Nikolai K. Poluyanovich, cand.tech.sc., Associate Professor, nik1-58@mail.ru

Southern Federal University, Russian Federation, Taganrog

Abstract. It was established that methods based on artificial neural networks (НС) find the most widespread in predicting thermal processes in power cable networks. Analysis of influence of various functions of НС activation on forecast error of thermoflux processes in power cable networks was carried out. It is established that the minimum error of thermal processes prediction in power cable networks is НС with function of logsig activation in hidden layer and pureline in output layer.

Keywords: information systems, neural networks, mode-leasing, electric power industry, forecasting.

Перспективной является задача развития распределенной энергетики с разработкой информационных систем, позволяющих осуществить интеграцию децентрализованных генерирующих мощностей в централизованную электрическую сеть. Одним из основных элементов будущей энергетики – Smart Grid являются активно-адаптивные электрические сети. Прогнозирование нагрузочной способности кабельных сетей (КС) является одним из значимых элементов Smart Grid [1].

В ходе эксплуатации КС её изоляция подвергается тепловым, электрическим, химическим, механическим, атмосферным и другим видам воздействий. Вследствие чего изменяются технические характеристики изоляционных материалов [2]. Одной из важнейших характеристик СКЛ в системе электроснабжения является их нагрузочная способность, которая

определяется тепловым режимом [3]. Решить данную проблему можно, если прибегнуть к мониторингу температуры кабеля в процессе его работы.

Целью работы являются автоматизация процесса мониторинга и снижение степени присутствия человека в непосредственной близости от диагностируемого высоковольтного оборудования без потери при этом информации о текущем техническом состоянии оборудования за счёт применения специализированной системы мониторинга состояния изоляции КС [1].

Объектом исследования являются образцы силового кабеля АПв Пу г-1х240/25-10 [4]. В качестве выборки данных использовался массив значений послонных температур в процессе работы исследуемых образцов КС, рис.1 [5].

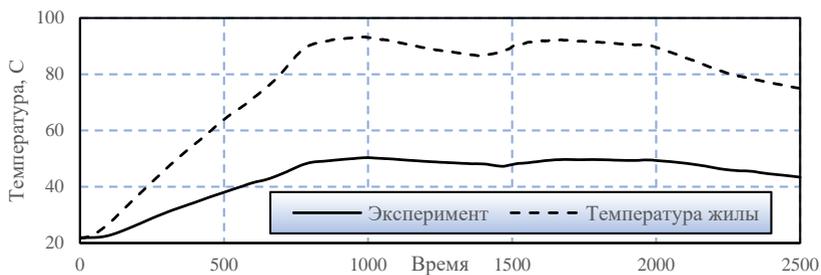


Рисунок 1 – Экспериментальная температура на поверхности СКЛ, и прогнозируемая температура жилы кабеля.

График изменения тока жилы СКЛ при динамической нагрузке представлен на рис 2.

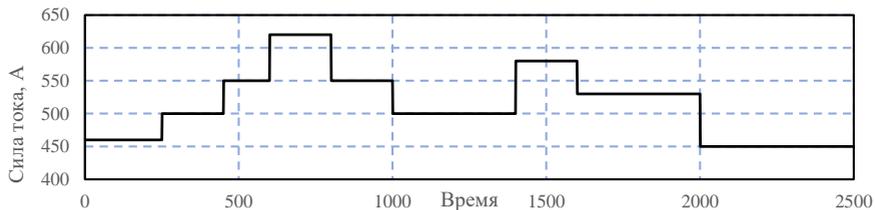


Рисунок 2 – График изменения тока жилы СКЛ при динамической нагрузке

Для построения НС, которая будет решать задачу прогнозирования температурных режимов КС, необходимо выбрать правильную конфигурацию слоев и типов функций активации в них. НС выбрана с обратным распространением ошибки как система с наиболее широким применением, при этом сеть имеет 3 входа, количество слоев – 2, в первом слое (скрытом) – 10 нейронов, во втором (выходном) – 1 нейрон. Функция активации подбиралась экспериментальным путем, при анализе результатов использовалось значение среднеквадратического отклонения.

Подбор функции активации. При моделировании прогнозирования термических процессов НС с функцией активации tansig в обоих слоях среднеквадратическое отклонение составило 6.13 %. Такая система вполне

приемлема для текущего исследования, хотя и с меньшей точностью, поскольку интенсивный рост и падение температуры жилы СКЛ происходят довольно часто, что пагубно сказывается на состоянии изоляции СКЛ.

Моделирование НС с функцией активации logsig в скрытом слое и tansig в выходном показала среднеквадратическое отклонение прогноза 8.7 %. Численно точность прогноза снизилась, и, судя по графику, система недостаточно точно установила взаимосвязь между входными и выходными данными.

НС выставила не совсем корректные веса нейронов, поэтому данная система плохо подходит для решения задачи прогнозирования температурных режимов СКЛ в связи с низкой точностью прогноза.

Моделирование системы с функциями активации logsig в обоих слоях показало крайне высокую погрешность прогноза. Среднеквадратическое отклонение прогноза составило 30.6 %. На графике видно, что система неправильно настроила веса нейронов, спрогнозировав лишь примерное направление изменения температуры жилы СКЛ. Такая конфигурация системы не подходит для задачи прогнозирования термических процессов в СКЛ.

Моделирование НС с конфигурацией $\text{logsig} - \text{purelin}$ дало достаточно достоверные данные. Система показала готовность к скачкам температур в исследуемом образце СКЛ. Среднеквадратическое отклонение прогноза составило 5.2 %, что является лучшим результатом из исследованных конфигураций нейросетей. Данная система подходит для решения задачи прогнозирования термических процессов в СКЛ.

На рис. 3 и таблице 1 приведены сводные результаты анализа результата прогноза исследованных конфигураций НС.

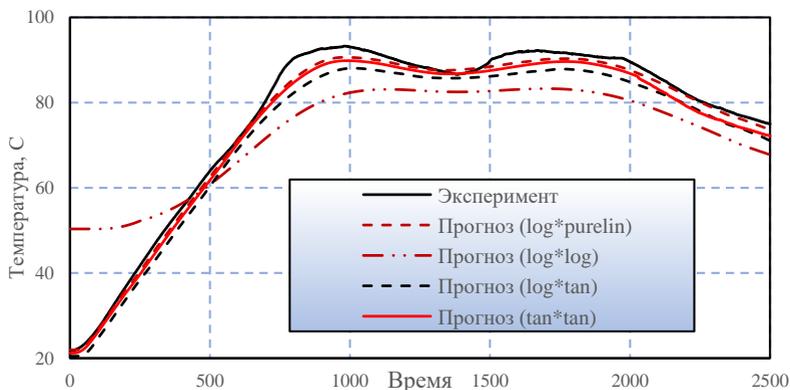


Рисунок 3 – Результаты анализа прогноза исследованных конфигураций НС

Таблица 1 – Результаты прогноза исследованных конфигураций НС

Тип функции активации (передаточной) НС в (скрытом / выходном) слоях		Значение среднеквадратического отклонения	
		ε, °С	ε, %
Конфигурация слоев НС	Сигмоидальная / линейная	4.89	5.2%
	Гиперболический тангенс / гиперболический тангенс	5.71	6.13%
	Сигмоидальная / гиперболический тангенс	8.13	8.7%
	Сигмоидальная / сигмоидальная	28.6	30.6%

Вывод. Использование метода обратного распространения ошибки для корректировки весовых коэффициентов позволяет отказаться от больших объемов вычислений, необходимых при прямом вычислении градиента, благодаря учету структуры НС и отказу от многократного вычисления откликов нейронов на каждом шаге градиентного метода оптимизации. Из рассмотренных алгоритмов обучения НС для решения задачи прогнозирования ресурса СКЛ, самую высокую точность имеет Ливенберга-Марквардта. Минимум ошибки прогнозирования термических процессов в СКЛ показала НС с функцией активации: logsig - в скрытом слое и purelin - в выходном слое.

Список литературы

1. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Бурьков Д.В. Разработка метода прогнозирования процесса старения изоляции на основе термофлуктуационной теории частичных разрядов. Инженерный вестник Дона, №3 (2017).
2. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения. Ростов-на-Дону-Таганрог, 2019.
3. Полуянович Н.К. Энергетическая электроника. Пособие по решению задач и методические указания / Таганрогский радиотехнический университет, Кафедра теоретических основ электротехники. Таганрог, 2001.
4. Dubyago M.N., Poluyanovich N.K. The method of nondestructive testing and prediction of evolving insulation defect of power line cable. В сборнике: Proceedings of XI International SAUM Conference on Systems, Automatic Control and Measurements SAUM 2012. 2012. С. 418-422.
5. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К., Пишхопов В.Х. Метод исследования термофлуктуационных процессов в задачах диагностики и прогнозирования изоляционных материалов. Вестник Донского государственного технического университета. 2017. Т. 17. № 3 (90). С. 117-127.

Материал принят к публикации 13.10.21.