

УДК 621.391

И.В. ПАВЛОВ, аспирант гр. ЭКС-22-2 (ЛГТУ)
Научный руководитель В.И. ЗАЦЕПИНА, д.т.н., доцент (ЛГТУ),
г. Липецк

ОЦЕНКА ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ В РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЯХ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Для проведения расчетов потерь электроэнергии в электросетевых компаниях очень важно выявить потребителей с наибольшими потерями электроэнергии. С этой целью в данной работе представлены модели оценки потерь электроэнергии у ряда отходящих потребителей на основе искусственных нейронных сетей. Также представлен подход к выявлению потребителей с повышенными потерями. Использование данной модели позволяет повысить скорость выполняемых расчетов. Необходимые расчеты выполнены на примере реально существующих схем потребителей 6-10 кВ.

Величина потерь электроэнергии является одним из важнейших показателей для оценки эффективности и экономичности работы электросетевых компаний. Задача определения и снижения потерь электроэнергии в электрических сетях является чрезвычайно актуальной и экономически значимой проблемой [1]. При этом важно своевременно выявлять отдельные фидеры (участки) с повышенными потерями мощности.

Для оценки потерь энергии в сети рассматриваются четыре различных типа искусственных нейронных сетей (ИНС): перцептрон (fit-сеть) [2], прямая каскадная сеть, ГМДГ (групповой нейросетевой метод обработки данных) и АФИС (адаптивная.) Neuro-fuzzy inference system).

Первые два типа ИНС представляют собой простые сети прямого распространения со скрытыми слоями. Первый тип - простая ИНС с прямой связью, второй - каскадная ИНС, главной особенностью которой является то, что каждый последующий слой зависит от всех предыдущих.

Следующие два типа - гибридные нейронные сети, которые сочетают элементы ИНС с другими методами моделирования и объединяют их преимущества в единой модели. В данном исследовании использовались нейронная сеть MSUA и нейро-нечеткая сеть. Стандартный процесс построения расчета включает следующие этапы:

- формирование статистических данных;
- классификация данных в соответствии с их структурой;

- построение архитектуры ИНС и выбор параметров;
- обучение ИНС по обучающим данным;
- проверка пригодности ИНС на примере;
- управление созданием структур данных;
- выбор оптимальной модели, заключительная проверка.

Например, составить схему питания с 9 ветвями и 4 потребителями (рис. 1).

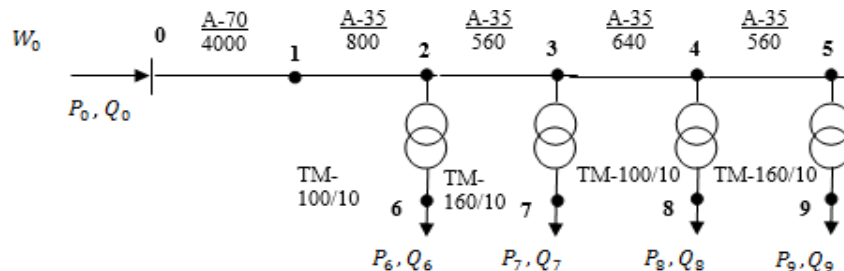


Рис. 1. Распределительная корпоративная сеть 10 кВ.

Для этой схемы было выполнено 1000 расчетов по методике и сформирована база статистических данных "вход-выход", где входными данными являются напряжение головного узла, мощность источника питания, температура наружного воздуха, квадрат коэффициента формы и мощность нагрузок, а выходными - значения потерь мощности, энергии.

Данные разбиваются на обучающую (70%) и тестовую (30%) выборки. Дополнительно формируется контрольная выборка, в которую входят остальные 100 пар входных-выходных данных.

Далее для каждого типа ИНС определяются параметры их архитектуры (глубина, ширина, тип слоев, количество нейронов) [3].

В фидфорвардных сетях наилучшие результаты были получены в модели с 8 нейронами скрытого слоя. В качестве активационной функции используется гиперболический тангенс. Нейронные сети обучаются по методу Левенберга-Марквардта.

Но в отличие от традиционных ИНС с интегрированными моделями, в сетях MSUA модели меняются в процессе обучения. В процессе обучения создается первый слой, в котором нейроны обучаются параллельно и независимо друг от друга. Затем используется метод редукции для "закрепления" меньшего числа нейронов. Создается дополнительный скрытый слой с наиболее эффективными нейронами и повторяется процесс обучения. Процесс наложения продолжается до тех пор, пока в следующем слое не останется ни одного нейрона.

ANFIS использует нечеткую систему Такаги-Сугено и представляет собой прямое расширение пятислойной ИНС. На первом этапе вводится свойство. Второй слой объясняет основное правило. Функция нормализации вычислительного процесса третьего слоя. Нейроны четырех

слоев выдают различные выходные значения. Наконец, в пятом слое мы получаем результат.

Построение нейро-нечеткой сети начинается в два этапа. На первом этапе с помощью метода нечетких К-средних создается ИНС путем объединения нечетких правил. На втором этапе сеть обучалась с помощью ANFIS методом регрессии.

Все выборки (обучающая, тестовая и контрольная) используются для определения качества полученных образцов. Для оценки модели использовался коэффициент детерминации R^2 (табл. 1).

Из полученных результатов следует, что наилучшей моделью для оценки потерь энергии является перцептрон. Результаты работы этой сети представлены на рис. 2.

Алгоритм, использованный для получения ИНС для других фидерных цепей 6-10 кВ. В табл. 2 приведены прогнозируемые результаты для модели управления:

Таблица 1

Применение коэффициента детерминирования и время расчета.

Образцы / расчетное время	Тип модели			
	CFNN	FNN	GMDH	ANFIS
Обучение	0,99991473	0,99999997	0,95991728	0,99866172
Тест	0,99954990	0,99999984	0,78841407	0,99293561
Управление	0,69840612	0,99980014	-3,44887361	0,32374837
Расчетное время, сек	2,64	4,18	2,49	34,22

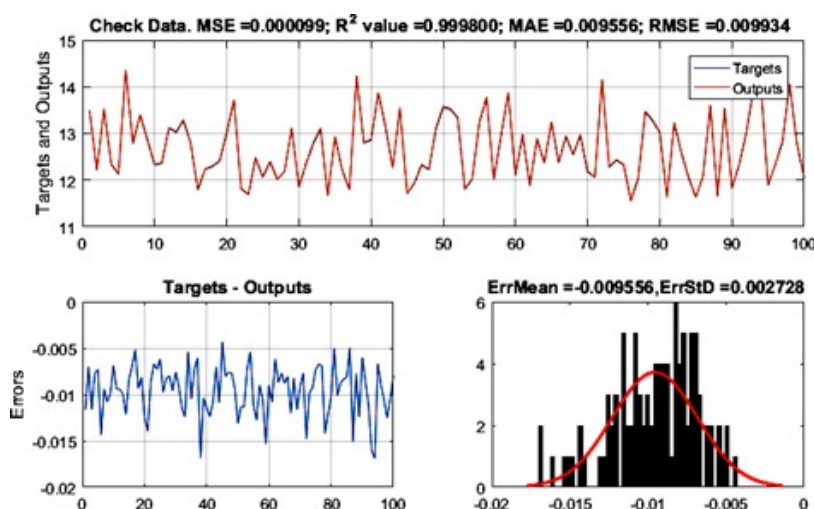


Рис.2. Результаты оценок по контрольной выборке

Таблица 2

Результаты оценок по контрольной выборке

№	Данные схемы РС	W_0	ΔW	
	Единицы измерения.	МВт*ч	МВт*ч	%
1	3 ветви 1 потребитель	151,649	7,037	4,6
		158,084	6,689	4,2
		154,927	6,173	4,0
2	6 ветвей 2 потребителя	213,965	13,156	6,1
		207,705	14,309	6,9
		196,355	12,460	6,3
3	27 ветвей 11 потребителей	582,186	37,585	6,5
		552,532	30,135	5,5
		611,279	34,864	5,7
4	43 ветвей 16 потребителей	881,587	72,445	8,2
		892,990	82,202	9,2
		872,666	78,364	9,0

Использование нейронных сетей для прогнозирования потерь электрической энергии в сети является эффективным способом расчета этого процесса.

Вычислительные и временные ресурсы, необходимые для расчета потерь энергии с использованием ранее изученного метода расчета с помощью ИНС, незначительны по сравнению с классическим методом, что крайне важно для расчета работы.

Среди четырех типов включенных усовершенствованных ИНС, по результатам измерений модели управления, наилучший результат для оценки потерь энергии был получен от сетей с подгонкой кривых с 8 нейронами в скрытом слое, средняя квадратическая ошибка составляет 0,000099 МВт*ч, коэффициент детерминирования R^2 составляет 0,9998).

Результаты расчетов показывают, что ошибка расчета мала в сетях с малым числом ветвей и нагрузок, а в более сложных сетях с большим числом ветвей и нагрузок она возрастает, что свидетельствует о том, что применение ИНС прошло успешно.

Список литературы:

1. Железко Ю.С. Потери электроэнергии. Реактивная мощность. Качество электроэнергии: Руководство по практическим расчетам / Ю.С. Железко. - М.: ЭНАС, 2009. - 456 с.
2. Шведов Г.В. Потери электроэнергии при ее транспорте по электрическим сетям: расчет, анализ, нормирование и снижение: учебное пособие для вузов / Г.В. Шведов, О.В. Сипачева, О.В. Савченко; / под ред.

Ю.В. Козлова. -М.: Издательский дом МЭИ, 2013. - 424 с.

3. Павлов, И. В. Обнаружение и классификация неисправностей в системах электроснабжения с использованием искусственных нейронных сетей / И. В. Павлов, В. И. Зацепина // Энергосбережение и эффективность в технических системах : материалы IX Всероссийской научно-технической конференции с международным участием для студентов, молодых ученых и специалистов, Тамбов, 19 октября 2022 года. - Тамбов: Издательский центр ФГБОУ ВО "Тамбовский государственный технический университет", 2022. - С. 144-145. - ИДН ВАКЖ.

Информация об авторах:

Павлов Иван Владимирович, аспирант гр. ЭКС-22-2, ЛГТУ, 398055, г. Липецк, ул. Московская, д. 30, grecha1917@gmail.com

Зацепина Виолетта Иосифовна, д.т.н., доцент, ЛГТУ, 398055, г. Липецк, ул. Московская, д. 30, д. 30, vizatsepina@yandex.ru