

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ПОТЕРЬ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В СОВОКУПНОСТИ РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Худаяров Музаффар Бурханович
muzaffar_hb@mail.ru

Бобоназаров Бахром Сирожевич.

Ташкентский государственный технический университет
 докторант кафедры ЭССС

Долимов Маруфжон Махаммадулло ўгли
 Ташкентский государственный технический университет
 магистр кафедры ЭССС
dolimovmarufjon97@gmail.com

АННОТАЦИЯ: При выполнении расчётов потерь электроэнергии по отдельным ТП очень важным является определение фидеров с повышенными потерями. В статье представлены модели для оценки потерь электроэнергии по ряду отходящих фидеров на основе искусственных нейронных сетей. Также представлен подход для определения фидеров с повышенными потерями. Необходимые расчёты выполнены на примере реальных схем фидеров 6-10 кВ.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственных нейронных сетей, интеллектуальных, синаптических коэффициент, подбора кривой, активационной функции, каскадная ИНС, коэффициент детерминации.

Потери электроэнергии (ЭЭ) - наиболее важный показатель для оценки эффективности и экономичности эксплуатации предприятий электрических сетей (ЭС). Задача определения и снижения потерь электроэнергии в ЭС является чрезвычайно актуальной и экономической важной проблемой [1]. При этом немаловажным является своевременное определение отдельных участков с повышенными потерями ЭЭ.

Задача расчёта потерь ЭЭ в условиях работы АСКУЭ предполагают оценку потерь ЭЭ в темпе процесса [2]. В данной ситуации, несмотря на многообразие существующих методов расчёта потерь ЭЭ, их применение весьма затруднительно. Традиционные методы расчета потерь ЭЭ основываются на оценке установившихся режимов и связаны с большой размерностью, информационными проблемами и временем расчета.

При этом [3], значительно лучшие решения, можно получить применением «интеллектуальных» методов, к которым относятся искусственные нейронные сети (ИНС) [4 -7]. Поэтому цель данной статьи заключается в разработке ИНС для оценки потерь электроэнергии на отдельных фидерах их обобщения и определения отдельных фидеров с повышенными потерями ЭЭ.

Расчёт потерь электроэнергии на основе искусственных нейронных сетей

Для расчёта потерь электроэнергии в распределительных сетях, рассмотрены четыре разных типа ИНС, к которым относятся: перцептрон (fitnet), каскадные сети (cascade-forward net), сети МГУА (GMDH - group method of data handling NN), нейро-нечёткие сети (ANFIS- adaptive neuro-fuzzy inference system).

Первые два ИНС — это более простые сети прямого распространения с одним скрытым слоем, а следующие — это гибридные нейронные сети, в которых интегрированы принципы ИНС с другими средствами моделирования, совмещая их преимущества в одной структуре. В работе используются нейронная сеть МГУА, а также нейро-нечёткая сеть.

Процесс разработки моделей ИНС включает следующие шаги:

- 1.Формирование статистических данных;
- 2.Разбивка данных на выборки;
- 3.Выбор архитектуры и параметров ИНС.
- 4.Обучение ИНС на основе данных обучающей выборки.
- 5.Оценка адекватности ИНС на тестовой выборке.
6. Формирование данных контрольной выборки.



7. Выбор лучшей модели ИНС по данным контрольной выборки.

В качестве примера рассматривается схема фидера с 9 ветвями и 4 нагрузками (Рис.1). Расчётный период для оценки потерь ЭЭ составляет месяц $T_{cal.p.} = 744$ часа.

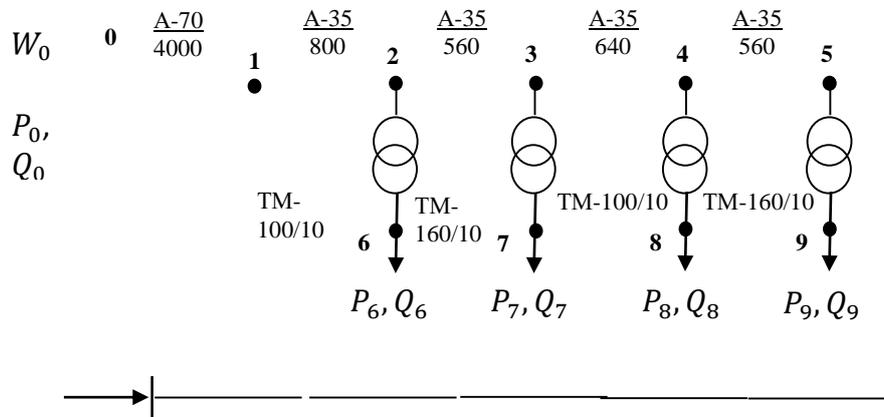


Рис.1. Оперативная схема распределительной сети 10 кВ

Для данного фидера по методике, было выполнено 1000 расчётов, и сформированна база статистических данных «входы-выход» где входные данные это напряжение головного узла, отпуск электроэнергии, наружная температура, квадрат коэффициента формы и мощности нагрузок ($W_0, U_0, t, k_f^2, P_6, Q_6, P_7, Q_7, P_8, Q_8, P_9, Q_9$), а выход значения потерь электроэнергии (ΔW_{PC} , тыс. кВт * ч).

Данные разбиваются на обучающую (70 %), и тестовую (30 %) выборки. В дополнении также формируется контрольная выборка которая включает другие 100 пар данных «входы-выходы».

Далее для каждого типа ИНС, определены параметры по их архитектуре (глубина, ширина, тип слоев, количество нейронов).

Для сетей прямого распространения наилучшие результаты дали модели с одним скрытым слоем состоящий из 8 нейронов. В качестве активационной функции используется гиперболический тангенс. Обучение нейронных сетей выполняется методом Левенберга–Марквардта.

В отличие от традиционных ИНС с фиксированной архитектурой МГУА – сети имеют переменную структуру, которая изменяется в процессе обучения. В процессе обучения предварительно формируется первый скрытый слой где нейроны обучаются параллельно и независимо друг от друга. Затем применяется процедура сокращения путем «замораживания» наименее точных нейронов. По наиболее эффективным нейронам формируется дополнительный скрытый слой и повторяется процесс обучения. Процесс наращивания слоев продолжается до тех пор, пока в последующем слое не останется единственный нейрон.

Лучшие результаты для МГУА – сети получены при следующих исходных данных: количество слоев - 6 и количество нейронов в слоях -25.

ANFIS реализует нечёткую систему Такаги – Сугено и представляет собой пятислойную ИНС прямого распространения. Первый слой определяет функции принадлежности. Второй слой описывает базу правил. Третий слой вычисляет

нормированную силу правил. В нейронах четвертого слоя формируются значения выходных переменных. И наконец в пятом слое получаем выходной результат.

Формирование нейро-нечёткой сети выполняется в два этапа. На первом этапе формируется ИНС с нечёткими правилами полученными кластеризацией по методу нечётких К-средних. На втором этапе выполняется ANFIS-обучение сети методом обратного распространения.

Для определения качества полученных моделей используются все выборки (обучающая, тестовая и контрольная выборки). В качестве критерия для оценки моделей используем коэффициент детерминации, R^2 (Табл.1):

$$R^2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - Y_{mod,i})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(Y_i - \frac{\sum_{i=1}^N Y_i}{N} \right)^2} \quad (1)$$

где, Y_i – фактическое значение технических потерь электроэнергии, рассчитанное по методу средних нагрузок; $Y_{mod,i}$ - значение технических потерь электроэнергии полученное по модели ИНС.

Табл.1. Коэффициент детерминации и время расчёта

Выборки / расч.время	Тип модели			
	CFNN	FNN	GMDH	ANFIS
Обучающая	0,99991473	0,99999997	0,95991728	0,99866172
Тестовая	0,99954990	0,99999984	0,78841407	0,99293561
Контрольная	0,69840612	0,99980014	-3,44887361	0,32374837
Расч.время, сек	2,64	4,18	2,49	34,22

Как видно по результатам наилучшей моделью для оценки потерь электроэнергии является перцептрон. Результаты оценок для данной сети представлены на Рис.2.

По данному алгоритму были получены ИНС для других схем фидеров 6-10 кВ. В Табл.2 представлены результаты оценок на контрольной выборке.

Для определения отдельных фидеров с повышенными потерями ЭЭ необходимым является определение величины потерь электроэнергии относительно отпущенной электроэнергии по головному узлу:

$$\Delta W_{\%} = \frac{\Delta W}{W_o} \cdot 100\% \quad (2)$$

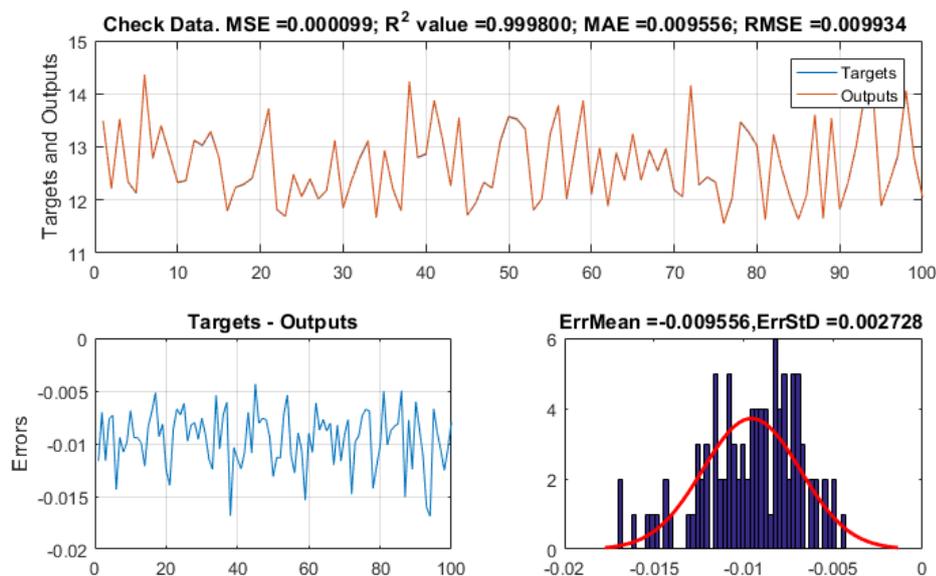


Рис.2. Результаты оценок на контрольной выборке (по fitnet)

Табл.3. Результаты оценок на контрольной выборке

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

Заключение

Применение искусственных нейронных сетей прямого распространения для оценки технических потерь электроэнергии в распределительных сетях является достойной альтернативой традиционным методам расчета.

По сравнению с классическими методами, для расчета технических потерь электроэнергии уже обученной ИНС, требуются незначительные вычислительные и временные ресурсы, что является весьма важным при выполнении оперативных расчетов.

Из рассмотренных четырех типов ИНС прямого распространения, по результатам проверок на контрольной выборке, для оценки технических потерь электроэнергии лучшие результаты даёт сеть для подбора кривой $fitnet$ с одним скрытым слоем состоящий из 8 нейронов со средней квадратической ошибкой $MSE = 0,000099$ МВт*ч и коэффициентом детерминации $R^2 = 0,9998$).

Как показали результаты расчетов, погрешность расчета очень маленькая в сетях с меньшим количеством ветвей и нагрузок, а в более сложных сетях с большим количеством ветвей и нагрузок она немного увеличивается но при этом сравнительно маленькая что свидетельствует об удачно обученной и правильно сформированной ИНС.

Список литературы

1. Железко Ю.С. Потери электроэнергии. Реактивная мощность. Качество электроэнергии: Руководство для практических расчетов / Ю. С. Железко. - М.: ЭНАС, 2009. - 456 с.
2. L. M. O. Queiroz, M. A. Roselli, C. Cavellucci and C. Lyra. (2012) Energy Losses Estimation in Power Distribution Systems. IEEE Transactions on Power Systems, 27, 4, 1879-1887.
3. Насиров Т.Х., Васильев В.Г. Методы расчёта потерь электрической энергии в сетях энергосистем, - Т.: «Fan va texnologiya», 2016. – 336 с
4. Заиграева Ю.Б., Манусов В.З. Прогнозирование потерь мощности и электроэнергии с учетом новых реалий в электроэнергетики // Энергетика: экология, надежность, безопасность: Матер. XIII Всеросс. научноотехн. конф. – Томск: Издво ТПУ, 2006. – С. 35–37.
5. R. E. Bourguet, P. J. Antsaklis, "Artificial Neural Networks in Electric Power Industry," Technical Report of the ISIS (Interdisciplinary Studies of Intelligent Systems) Group, No. ISIS-94-007, Univ of Notre Dame, April 1994.



6. A. G. Leal, J. A. Jardini, L.C. Magrini and S. Ahm. (2009) Distribution Transformer Losses Evaluation: A New Analytical Methodology an Artificial Neural Network Approach. IEEE Transactions on Power Systems, 24, 705-712.
7. J. A. Velasco, H. Amaris, M. Alonso. Deep learning loss model for large-scale low voltage smart grids. Electrical Power and Energy Systems 121 (2020) 106054. doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106054.
8. Muzaffar Khudayarov, Nuriddin Normamatov. Power system steady state calculations using artificial neural networks. E3S Web of Conferences 216, 01102 (2020), RSES 2020. doi.org/10.1051/e3sconf/202021601102

