УДК 621.316.9

В.Л. БАКУЛЕВСЬКИЙ
Одеський національний політехнічний університет
bakulevsky_80@mail.ru

ВИБІР ОПТИМАЛЬНОЇ МОДЕЛІ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ ВТРАТ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В ПОВІТРЯНИХ ЛІНІЯХ ЕЛЕКТРОПЕРЕДАЧІ З УРАХУВАННЯМ ТЕМПЕРАТУРНОГО ЧИННИКА І ГРАФІКІВ НАВАНТАЖЕНЬ

Проводиться спроба вибору оптимальної моделі нейромережі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередач напругою 35 кВ з врахуванням температурного фактора і графіків навантаження. Досліджується вплив наборів вхідних змінних на структуру моделі розрахунку втрат електроенергії. Моделювання виконано в Statistica Neural Networks.

Технічні втрати електроенергії, повітряні лінії електропередачі, температурний фактор, графік навантаження, нейромережі.

Постановка проблеми. Актуальність дослідження. Одним з головних завдань енергозбереження України є зниження втрат електроенергії та доведення цього показника до рівня передових країн в енергоспоживанні [8], тому удосконалення прогнозування втрат електроенергії є актуальним питанням в енергетиці України [8].

Одним із аспектів поліпшення прогнозування втрат електроенергії є врахування кліматичних факторів (зокрема, температури навколишнього середовища тощо) [1,5,6]. Офіційний підхід в Україні [3] передбачає врахування середньорічної температури повітря при прогнозуванні і розрахунках втрат електроенергії в повітряних лініях електропередач (ЛЕП), однак в світлі змін температурного режиму на планеті [4], цей підхід потребує перегляду [1,5,6]. Крім того, в багатьох програмних засобах, які застосовуються в сучасних вітчизняних енергокомпаніях, температурний фактор при розрахунках та прогнозуванні втрат взагалі не враховується, що призводить до певних похибок, адже відомо, що активний опір залежить від температури [1,6]. Іноді розрахунки за певний період (місяць, квартал, сезон тощо) не менш важливі, ніж прогнозування річних втрат, тому є сумнівним офіційний підхід, коли активні опори повітряних ЛЕП розраховуються з урахуванням середньорічної температури [3]. Таким чином, вибір підходу обчислення активних опорів ліній, який є більш доцільним і точним при розрахунках та прогнозуванні втрат за певний період, є актуальним.

Згідно [12], застосування графіків навантаження значно підвищує точність розрахунків втрат електроенергії, але офіційна методика [3] цей фактор здебільшого не враховує, хоча доведено його доцільність і ефективність багатьма провідними спеціалістами галузі [2,5,6,12]. Ігнорування графіків навантаження, здебільшого виправдано збільшенням кількості розрахунків та відсутністю повноти інформації, що значно ускладнює а іноді унеможливлює застосування «стандартних» програмних засобів.

Залишається актуальним питання побудови моделей розрахунків та прогнозування втрат електроенергії, особливо в умовах неповноти вихідної інформації, що стосується врахування графіків навантаження. Нині основним формалізованим засобом аналізу функціонування і управління режимами електромереж є математичне моделювання, основу якого складає сукупність математичних моделей, які адекватно відображають процеси, що досліджуються. Підвищення складності електромереж, тенденція до комплексного розгляду процесів, що відбуваються в них, а також посилення вимог до оперативності розрахунків призводить до об'єктивних труднощів побудови і застосування математичних моделей, що використовують мову традиційної математики. Існує протиріччя сучасного моделювання між необхідністю врахування великого числа чинників для забезпечення адекватності моделі реальним процесам і необхідністю швидкого отримання достовірного результату. В результаті застосування традиційних багатовимірних нелінійних моделей є малоефективним, а частково неможливим. Крім того, вони дуже погано працюють при частковій відсутності вхідної інформації. Цим обгрунтовується необхідність застосування нейромереж для побудови моделі оцінки при плануванні втрат електроенергії в електричних мережах енергосистеми. Моделювання виконано в пакеті STATISTICA за допомогою програми – нейроімітатора Neural Networks (Нейронні Мережі) - це зручний, сучасний, потужний, і дуже швидкий пакет нейромережевого аналізу.

Аналіз досліджень і публікацій. Дослідження найбільш доцільного підходу до розрахунку втрат електроенергії в повітряних ЛЕП з врахуванням температурного фактора і графіків навантаження, а також вибір доцільної моделі нейромережі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з врахуванням температурного фактора і графіків навантаження викладені в роботах [1,2,5,6,9-11,12]. В них розглядаються тільки окремі аспекти даної проблеми. В [1,2,5,12] увага акцентується на необхідності удосконалення розрахункової та аналітичної бази, більш точного та повного врахування факторів, що

© Бакулевский В.Л., 2011

впливають на втрати електроенергії в обладнанні, а також застосуванні поліпшених методів розрахунку та прогнозування втрат електроенергії, що в сукупності призводить до удосконалення розрахунків та зменшення похибки.

Мета статті. Вибір доцільної моделі нейромережі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з врахуванням температурного фактора та графіків навантаження.

Методика досліджень. Для вирішення завдання визначення впливу температурного фактору на результати розрахунку втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, проводиться порівняльний аналіз втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, які розраховані за різними підходами обчислення активних опорів ліній з врахуванням температурного фактора. Пропонується підхід, за яким визначаються втрати електроенергії. Далі проводиться уточнений розрахунок втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з урахуванням графіків навантаження.

За отриманими результатами для різних наборів вхідних змінних проводиться побудова моделей нейромережі в пакеті STATISTICA Neural Networks і вибір доцільної моделі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з врахуванням температурного фактора та графіків навантаження в умовах неповноти вхідної інформації щодо графіків навантаження. Дослідження вибору проводиться в два етапи: на першому етапі на вхід нейромережі подаються вхідні змінні, вихідна змінна – втрати активної електроенергії. Далі програма-нейроімітатор STATISTICA Neural Networks визначає п’ять кращих моделей нейромережі, виходячи з критерію найменшої помилки на контрольній виборці. На другому етапі, використовуючи отримані результати програми – нейроімітатора і виходячи з критеріїв вибору доцільної моделі, визначається шукана модель нейромережі для розрахунку втрат електроенергії з урахуванням температурного фактору і графіків навантаження.

Результати досліджень.

1 Визначення впливу температурного фактору на результати розрахунку втрат електроенергії в повітряних ЛЕП

Величина втрат активної електроенергії в лінії з алюмінієвими та сталеалюмінієвими проводами визначається за відомим виразом. Активний опір проводу повітряної лінії без врахування температурного фактору *Rc* є сталою величиною і обчислюється в залежності від перерізу проводу та довжини лінії. Приймання активного опору, як сталої величини, призводить до похибок у визначенні втрат електроенергії, адже відомо, що активний опір залежить від температури. Реактивний опір ЛЕП (повздовжній опір) Х визначають взаємним положенням проводів і їх геометричними розмірами і від кліматичних умов він не залежить [2,3,12].

Головним фактором, який визначає температуру проводу є температура навколишнього середовища [2,3,5]. Врахування температурного фактора підвищує точність розрахунків на 10-15 % [5,6]. Якщо навантаження лінії не перевищує 70-80 % допустимої за умовами нагрівання, то температуру проводів при розрахунках втрат приймають рівною середньорічній температурі [3]. Але при такому підході похибка розрахунків та прогнозування сезонних втрат зростає, тому активні опори повітряних ліній при обчисленні та прогнозуванні втрат електроенергії в світлі змін кліматичних умов [4] пропонується розраховувати за даними середньорічної температури повітря за останні 3-5 років, а також за середньомісячною температурою того ж періоду [6].

У табл. 1 на основі технічних та довідкових даних, а також метеоданих [7] за період 2006-2008 років, наведені результати обчислення відхилення розрахункових втрат електроенергії в повітряних ЛЕП напругою 35 кВ Котовських електричних мереж за підходами, які враховують температурний фактор, від втрат, розрахованих за офіційною методикою протягом року.

Таблиця 1 - Відхилення розрахункових втрат електроенергії в повітряних ЛЕП за підходами, які враховують температурний фактор, від офіційного підходу на протязі року

Місяць	*Відхилення розрахункових втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, %*		
	2 підхід	*3 підхід*	*4 підхід*
Січень	*5,00*	*0,50*	*5,30*
Лютий	*5,00*	*0,50*	*4,32*
Березень	*5,00*	*0,50*	*1,41*
Квітень	*5,00*	*0,50*	*0,17*
Травень	*5,00*	*0,50*	*2,85*
Червень	*5,00*	*0,50*	*4,86*
Липень	*5,00*	*0,50*	*5,43*
Серпень	*5,00*	*0,50*	*5,67*
Вересень	*5,00*	*0,50*	*2,94*
Жовтень	*5,00*	*0,50*	*0,83*
Листопад	*5,00*	*0,50*	*2,27*
Грудень	*5,00*	*0,50*	*3,74*
За рік	*5,00*	*0,50*	*3,32*

Підходи до розрахунку втрат активної електроенергії в ЛЕП , які застосовані в табл. 1: 1 підхід – втрати розраховані з урахуванням прийнятої середньорічної температури (офіційна методика); 2 підхід – втрати розраховані без урахування зміни температури; 3 підхід – втрати розраховані з урахуванням реальної середньорічної температури; 4 підхід - втрати розраховані з урахуванням середньомісячної температури.

Відхилення втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, розрахованих за другим підходом, порівняно з втратами, розрахованими за офіційною методикою, складає 5%, тому при розрахунках та прогнозуванні втрат її пропонується не застосовувати. Застосування третього підходу до розрахунку втрат електроенергії дозволяє отримати незначне (0,5%) відхилення від втрат, розрахованих за офіційною методикою. Такий підхід може бути рекомендований для розрахунку річних втрат електроенергії, але він є малопридатним для короткострокових прогнозів. Четвертий підхід, за яким втрати розраховані з урахуванням середньомісячної температури, має на протязі року відхилення від основної методики в інтервалі 0,17 – 5,67 % та в цілому за рік – 3,32 %.

Результати технічних втрат електроенергії в повітряних ЛЕП 35 кВ Котовських електричних мереж за січень та липень 2006-2008 рр., які отримані за результатами звітності, мають наближені значення до пропонованого четвертого підходу (табл. 2).

Таблиця 2 – Середнє відхилення розрахункових втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, розрахованих за офіційним та пропонованим підходом від значення втрат, які отримані за результатами звітності

Рік	*Місяць*	*Середнє відхилення розрахункових втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, %*	
		офіційний підхід	*пропонований підхід*
2006	*Січень*	*7,72*	*2,42*
2006	*Липень*	*8,47*	*3,04*
2007	*Січень*	*8,54*	*4,24*
2007	*Липень*	*8,31*	*2,88*
2008	*Січень*	*8,64*	*3,34*
2008	*Липень*	*8,14*	*2,71*
Середнє відхилення підходу,%		***8,31***	***3,11***

Таким чином, зважаючи на отримані результати, можна передбачити, що четвертий підхід є більш точнішим порівняно з офіційною методикою. З цих причин він пропонується в якості базового при розрахунках та прогнозуванні втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, особливо для короткострокових прогнозів.

2 Розрахунок втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з урахуванням графіків навантаження

З метою зменшення похибки розрахунку і аналізу втрат електроенергії в повітряних лініях електропередач рекомендується застосовувати метод розрахункової доби [12], що дає найменшу випадкову похибку розрахункових значень втрат електроенергії, яка не перевищує двох відсотків [12]. Метод розрахункової доби передбачає використання графіків вузлових навантажень, які є в наявності в більшості вузлів завдяки широкому застосуванню автоматизованих систем обліку електроенергії.

3 Вибір моделі нейромережі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі з врахуванням температурного фактора та графіків навантаження.

Проведено побудову нейромережі для розрахунку втрат електроенергії в повітряних ЛЕП напругою 35 кВ Котовських електричних мереж з урахуванням середньомісячної температури і графіків навантаження. Моделювання проведено в пакеті STATISTICA Neural Networks. При цьому має місце неповнота вхідної інформації, яка, як правило, характерна для багатьох вітчизняних електричних мереж: для деяких ліній, на яких встановлено АСКУЕ, відомі дані графіків навантаження, для інших ліній такі дані відсутні. Загальний об'єм вибірки склав 1078 спостережень, навчальна вибірка (використовується для навчання нейромережі) – 200 спостережень, контрольна вибірка (слугує для контролю процеса навчання нейромережі) – 100 спостережень, тестова вибірка (необхідна для перевірки адекватності моделі, що побудована) – 100 спостережень.

На вхід нейромережі подавались наступні вхідні змінні: опір, який розраховано з врахуванням температурного чинника; число годин роботи за місяць; значення електроенергії, яка передана по ЛЕП; квадрат коефіцієнта форми графіка. Вихідна змінна – втрати активної електроенергії. Далі в програмі-нейроімітаторі STATISTICA Neural Networks автоматично визначається п'ять доцільних моделей нейромережі, виходячи з критерію найменшої помилки на контрольній виборці. Результати наведені в табл. 3.

Скорочення, які прийняті в таблиці 2: МП – багатошаровий персептрон; РБФ – радіально базисна функція; ОРНС – зворотнє поширення нейронної мережі.

Використовуючи отримані результати програми – нейроімітатора і виходячи з критеріїв вибору доцільної моделі, визначається шукана модель нейромережі. Критерії вибору доцільної моделі визначаються [9-11]: тестовою помилкою; помилкою навчання; контрольною помилкою; складністтю архітектури мережі (прямопропорційна складності навчання).

Таблиця 3 – Результати моделей , які отримані в програмі-нейроімітаторі STATISTICA Neural Networks

№ моделі	Результати кращих моделей						
	Архитектура	Помилка навчання	Контрольна помилка	Тестова помилка	Вхід	Приховані шари	Вихід
1	Лінійна 3:3-1:1	0,094449	0,088639	0,104344	3	0	1
2	МП 2:2-8-7-1:1	0,006768	0,008250	0,007808	2	8/7	1
3	РБФ 4:4-11-1:1	0,000015	0,000020	0,000024	4	11	1
4	ОРНС 4:4-173-2-1:1	0,000021	0,000020	0,000024	4	173/2	1
5	РБФ 4:4-22-1:1	0,000014	0,000014	0,000025	4	22	1

В табл. 4 наведено результати порівняльного аналіза значущості критеріїв вибору доцільної моделі. Для найбільш значущого результата присвоєне значення 1, для менш значущих - значення в порядку убування значущості.

Таблица 4 - Результат порівняльного аналіза значущості критеріїв вибору доцільної моделі

№ моделі	Архитектура	Мінімальна помилка навчання	Мінімальна контрольна помилка	Мінімальна тестова помилка	Складність архітектури мережі
1	Лінійна 3:3-1:1	5	4	4	1
2	МП 2:2-8-7-1:1	4	3	3	4
3	РБФ 4:4-11-1:1	2	2	1	2
4	ОРНС 4:4-173-2-1:1	3	2	1	5
5	РБФ 4:4-22-1:1	1	1	2	3

В результаті порівняльного аналізу значущості критеріїв вибору доцільної моделі, для вирішення даного завдання обирається доцільна модель, яка характеризується найменшими помилками і включає наступний набір вхідних змінних: опір, який розраховано з застосуванням пропонованого вище підходу; число годин активної роботи за місяць; значення споживаної електроенергії; квадрат коефіцієнта форми графіка; архітектура мережі - радіально - базисна функція, 4 нейрони у вхідному шарі, 22 нейрони – в прихованому шарі і 1 вихідний нейрон. Помилка навчання, контрольна і тестові помилки наведені в табл. 3.

Висновки.

1. Пропонований підхід, за яким втрати електроенергії розраховані з урахуванням середньомісячної температури, є більш точнішим порівняно з офіційною методикою і пропонується в якості базового при розрахунках та прогнозуванні втрат електроенергії в повітряних ЛЕП, особливо для короткострокових прогнозів.

2. З метою зменшення похибки розрахунку втрат електроенергії в повітряних лініях електропередачі разом з урахуванням температурного фактору рекомендується враховувати графіки добових навантажень. Слід рекомендувати метод розрахункової доби, що дає найменшу випадкову похибку розрахункових значень втрат електроенергії.

3. На підставі порівняльного аналізу значущості критеріїв вибору доцільної моделі, для вирішення даного завдання пропонується прийняти в якості доцільної модель нейромережі, яка включає наступний набір вхідних змінних: опір, який розраховано з застосуванням пропонованого вище підходу; число годин активної роботи за місяць; значення споживаної електроенергії; квадрат коефіцієнта форми графіка; архітектура мережі - радіально - базисна функція, 4 нейрони у вхідному шарі, 22 нейрони – в прихованому шарі і 1 вихідний нейрон.

4. Подальше дослідження питання підвищення точності розрахунку втрат електроенергії є актуальною задачею, особливо з врахуванням інших кліматичних чинників.

ЛІТЕРАТУРА

1. Красовський П.Ю. Фактори, що впливають на динаміку технічних втрат у лініях електропередач / Красовський П.Ю. // Праці Дніпропетровського національного гірничого університету. – Вип.76. – 2006.

2. Бохмат И.С., Воротницкий В.Э., Татаринов Е.П. Снижение коммерческих потерь электроэнергии в электроэнергетических системах// Электрические станции. –1998. – № 9. – С.53-59.

3. Міністерство енергетики України- Методика по визначенню втрат електроенергії у трансформаторах і лініях електропередач

4. Иванов И.С. Результаты реалистичного моделирования глобального потепления - Distributed Computing team of Ukraine - Українська Команда Розподілених Обчислень - http://distributed.org.ua

5. Железко Ю.С. и др. Потери электроэнергии в электрических сетях, зависящие от погодных условий - Электрические станции, 2004, №11

6. Осипов Д.С. Учет нагрева токоведущих частей в расчетах потерь мощности и электроэнергии при несинусоидальных режимах систем электроснабжения: дис. канд. техн. наук: 05.14.02. – Омск : РГБ, 2006 (Из фондов Российской Государственной Библиотеки)

7. http://meteo.com.ua

8. Кабінет Міністрів України - Комплексна державна програма енергозбереження України/постанова № 148 від 5 лютого 1997 р.

9. Царегородцев В.Г. К определению информативности независимых переменных для нейронной сети / В.Г. Царегородцев // Нейроинформатика и ее приложения: материалы XI Всеросс. семинара, Красноярск, 2003 - Красноярск: КГТУ, 2003. - С. 176 - 177.

10. Царегородцев В.Г.Перспективы распараллеливания программ нейросетевого анализа и обработки данных/ В.Г. Царегородцев // Математика, информатика, управление 2004: материалы Всеросс. конф., Иркутск, 2004. - С. 134-136.

11. Горбань А.Н. Алгоритмы поиска дублирующих признаков / А.Н. Гор- бань, Е.М. Миркес, Т.А. Вашко - ИВМ СО РАН, Красноярск, 2000 - 42 с.

12. Железко Ю.С., Артемьев А.В., Савченко О.В. – Расчёт, анализ и нормирование потерь электроэнергии в электрических сетях: Руководство для практических расчётов. – М.: Изд-во НЦ ЭНАС, 2004. – 280 с.: ил.

13. ГОСТ 19431 – 84.

14. Порядок організації проведення вимірів електричного навантаження в режимний день - Наказ Міністерства палива та енергетики України №7 від 15.01.2008 р.

Надійшла до редколегії 22.04.2011 *Рецензент: І.П.Заболотний*

В. Л. БАКУЛЕВСКИЙ
Одесский национальный политехнический университет

Выбор оптимальной модели нейросети для расчёта потерь электроэнергии в воздушных линиях электропередачи с учётом температурного фактора и графиков нагрузки. Проводится попытка выбора оптимальной модели нейросети для расчета потерь электроэнергии в воздушных линиях электропередачи напряжением 35 кВ с учетом температурного фактора и графиков нагрузки. Исследуется влияние наборов входной переменной на структуру модели расчета потерь электроэнергии. Моделирование выполнено в Statistica Neural Networks.

Технические потери электроэнергии, воздушные линии электропередачи, температурный фактор, график нагрузки, нейросети.

V. BAKULEVSKY
Odessa National Polytechnic University

Choosing the Optimal Model of Neural Network to Calculate Energy Losses in Overhead Power Lines with Taking into Account the Temperature Factor and Load Schedules. The attempt of choice of optimum model of networks is conducted for the calculation of losses of electric power in the open-wires of electricity transmission by tension 35 kV taking into account a temperature factor and load-graphs. Influence of sets is probed an entrance variable on the structure of model of calculation of losses of electric power. A design is executed in Statistica Neural Networks.

Technical energy losses, overhead power lines, temperature factor, load-graph, neural networks.