

УДК 621.313.316.001.41(075.3)

Ю. О. Карпов, д. т. н., проф.;

П. Д. Лежнюк, д. т. н., проф.;

О. Є. Рубаненко, к. т. н., доц.;

М. І. Пиріжок

ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ ПРИСТРОЇВ РЕГУЛЮВАННЯ ПІД НАПРУГОЮ ТРАНСФОРМАТОРІВ В УМОВАХ НЕЧІТКИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ВИПРОБОВУВАНЬ

Розглянуто результати досліджень статистики пошкоджуваності силових трансформаторів. Запропоновано метод визначення якості функціонування пристроїв регулювання під напругою трансформатора шляхом побудови нейронної мережі, що відтворює зв'язки між контрольованими параметрами та коефіцієнтом якості функціонування пристроїв регулювання під напругою. Проведено порівняльний аналіз впливу функцій належності на похибку навчання моделі.

Вступ

На даний час в умовах ринкової економіки значно підвищуються вимоги до якості електроенергії, що в свою чергу висуває нові жорсткіші вимоги до електрообладнання в цілому. Однак, як показує практика, значна частка обладнання, яке знаходиться в експлуатації українських енергокомпаній, вже відпрацювала свій нормативний ресурс, що значно погіршує надійність всієї енергосистеми. Підвищення надійності й економічності експлуатованого устаткування необхідно не тільки внаслідок спаду темпів введення нового обладнання, але і через зростання потужності енергооб'єктів та посилення конкурентної боротьби між енергокомпаніями.

Велику роль в роботі енергосистеми відіграють силові трансформатори оскільки саме вони несуть велику потужність, що передається від виробника до споживача електроренергії. Вихід з ладу одного трансформатора спричиняє збільшення навантаження на інші, що в свою чергу призводить до швидшого зносу такого обладнання. На режими роботи силових трансформаторів істотно впливає різке зростання обміну електроенергією і збільшення потоків потужності між енергооб'єктами. Його спроможність нести належне навантаження залежить від стану окремих вузлів і відсутності дефектів, що могли б перейти в ушкодження трансформатора. Відмова великого силового трансформатора в роботі може привести до аварії в енергосистемі із широкомасштабними наслідками.

За даними Генеральної інспекції з експлуатації РАО «ЄЕС Росії», частка ушкоджень через технологічні порушення експлуатації оліснаповненого устаткування в 1996 р. склала 4,8, у 1997 р. — 5,4, а в 1998 р. — 6,1 %, число ушкоджень із 1996 по 1999 рр. виросло на 14,3 %.

Цифри питомої пошкоджуваності силових трансформаторів магістральних ліній (1600 шт.) склали відповідно 1,5 і 0,25 %, регіональних мереж (1460 шт.) — 1,5 і 0,48 % [1].

До технічного стану обладнання у тому числі і пристроїв регулювання під напругою (РПН) силових трансформаторів, що використовуються на даний час в енергетиці, висуваються нові, жорсткіші вимоги до діагностики такого устаткування. Особливо актуально це питання постає в умовах нечіткості отриманої інформації [3] і в тому числі інформації про РПН трансформатора та його стан.

Неповнота інформації про параметри РПН трансформатора зумовлюється періодичністю вимірювань таких параметрів, як часові характеристики та ін. Нечіткість зумовлюється неможливістю встановити статистичними методами залежність стану РПН трансформатора одночасно від багатьох його параметрів, а також суб'єктивністю у висновках кваліфікованих представників служби ремонтів, заводу-виготовлювача, експлуатуючих організацій при визначенні технічного стану трансформатора. За таких умов доцільно використовувати апарат нечітких множин та нейронних мереж.

Використання штучних нейронних мереж допомагає оперативному, експлуатуючому персоналу у швидкому прийнятті рішення в небезпечній обстановці на енергетичних об'єктах при оперативних перемиканнях, або в передаварійних ситуаціях [2]. На даний час нейронні мережі все більше знаходять

використання в розв'язуванні таких енергетичних завдань як: прогнозування навантаження; керування потоками електроенергії в мережах; забезпечення максимальної потужності; регулювання напруги; діагностика енергосистем з метою визначення несправностей; оптимізація розміщення датчиків для контролю безпеки енергосистем; моніторинг безпеки енергосистем; забезпечення захисту трансформаторів; забезпечення стійкості, оцінки динамічного стану і діагностики генераторів; керування турбогенераторами; управління мережею генераторів; керування потужними системами перемикачів.

Перелік завдань застосування нейронних мереж в системах автоматизованого керування енергетичними системами постійно зростає [4, 5, 6, 7].

Метод визначення технічного стану РПН

Далі пропонується метод визначення технічного стану РПН силових трансформаторів на основі математичного моделювання процесів старіння з використанням апарату нечітких множин засобами MatLab Neural Network ToolBox. Також проводиться аналіз адекватності нечіткої моделі з різними функціями приналежності.

Критерієм оцінки якості функціонування РПН трансформатора є кількісний показник $k_{яф}$, який ґрунтується на вітчизняних нормативних документах, рекомендаціях МЕК та СІГРЕ, матеріалах вітчизняних та закордонних публікацій, стандартах енергосистем; знаннях експертів (багаторічному досвіді діагностики, накопиченому спеціалістами в енергосистемах, співробітниками галузевих наукових інститутів); результатах науково-дослідних робіт ВНТУ. Цей показник є вихідним показником моделі і змінюється від 0 до 1. При введенні трансформатора в експлуатацію він приймається за одиницю. При виведенні з експлуатації, внаслідок погіршення значень параметрів, — приймається за 0.

Побудована нечітка модель визначає критерій оцінки якості функціонування РПН трансформатора на основі бази даних навчання моделі, яка містить значення показників стану масла, ізоляції, привода РПН, які отримані в результаті проведення вимірювань.

«Область ризику» працездатності РПН трансформатора відповідає інтервалу від значень в області нормального стану до гранично допустимих значень показників якості в експлуатації. Погіршення навіть одного з показників призводить до зниження надійності РПН. В цьому випадку потрібний частіший і розширений контроль для прогнозування терміну служби і/або вживання спеціальних заходів для відновлення експлуатаційних властивостей масла і т. п. У такий спосіб можна запобігти вимкненню трансформатора і не виводити обладнання в ремонт. Зниження стабільності масла як охолоджувального середовища в результаті «вікового» окислення приводить до його помутніння і потемніння, з'являються низькомолекулярні кислоти, що негативно впливають на ізоляцію і викликають корозію металів, випадає осад і підвищується в'язкість, що погіршує умови охолодження обмоток.

Аналіз проб масла як джерела інформації про стан РПН заснований на діагностиці дефектів, що розвиваються, за наслідками ХАРГ [6].

Методом хроматографії визначаються концентрації розчинених діагностичних газів: водень, метан, етан, етилен, ацетилен, пропан, пропілен, окис вуглецю і вуглекислий газ. Отримані в результаті аналізу дані про концентрацію газів вводяться до БД. Тут знаходяться значення верхніх граничних концентрацій діагностичних газів — норми, взяті з нормативних документів, опублікованих досліджень і наукових робіт.

Фрагмент кількісних значень показників якості функціонування РПН трансформаторів (вміст газів в маслі, $\operatorname{tg} \delta$ — тангенс кута діелектричних втрат в маслі контактора, струм двигуна приводу РПН, вміст вологи в маслі, опір контактів РПН, ємність масла які відповідають результатам вимірювань при їх випробовуваннях та кількісних значень результатів експертних оцінок коефіцієнта якості функціонування РПН трансформаторів наведено в таблиці 1.

База даних сформована на основі протоколів випробовувань РПН трансформаторів Південної, Північної, Західної, Центральної, Південно-Західної, Кримської та Дніпровської електроенергетичних систем. Вхідні дані представлені у вигляді двох матриць розмірності $m \times n$. Перша матриця відповідає значенню вхідних змінних, кількість рядків m відповідає кількості серій вимірювань, n — кількість датчиків ($n = 5$). Друга матриця — матриця-стовпець, яка відповідає значенню вихідної змінної. Об'єм вибірки для навчання: $m = 51$.

Значення показників якості функціонування РПН трансформатора

CO, мкл/л	CO ₂ , мкл/л	C ₂ H ₄ , мкл/л	C ₂ H ₆ , мкл/л	C ₂ H ₂ , мкл/л	tg δ %	I, А	W, г/т	R, мкОм	C, нФ	K _ф в. о.
590	2000	50	50	10	2	1,00	16,00	16,00	50	1
595	2100	59	55	11,8	2,16	1,10	16,32	16,32	50,2	0,98
600	2200	68	60	13,6	2,32	1,20	16,64	16,64	50,4	0,96
605	2300	77	65	15,4	2,48	1,30	16,96	16,96	50,6	0,94
610	2400	86	70	17,2	2,64	1,40	17,28	16,128	50,8	0,92
615	2500	95	75	19	2,8	1,50	17,60	16,160	51	0,9
620	2600	104	80	20,8	2,96	1,60	17,92	16,192	51,2	0,88
625	2700	113	85	22,6	3,12	1,70	18,24	16,224	51,4	0,86
630	2800	122	90	24,4	3,28	1,80	18,56	16,256	51,6	0,84
635	2900	131	95	26,2	3,44	1,90	18,88	16,288	51,8	0,82
640	3000	140	100	28	3,6	2,00	19,20	16,320	52	0,8
645	3100	149	105	29,8	3,76	2,10	19,52	16,352	52,2	0,78
650	3200	158	110	31,6	3,92	2,20	19,84	16,384	52,4	0,76
655	3300	167	115	33,4	4,08	2,30	20,16	16,416	52,6	0,74
660	3400	176	120	35,2	4,24	2,40	20,48	16,448	52,8	0,72
665	3500	185	125	37	4,4	2,50	20,80	16,480	53	0,7
670	3600	194	130	38,8	4,56	2,60	21,12	16,512	53,2	0,68
675	3700	203	135	40,6	4,72	2,70	21,44	16,544	53,4	0,66
680	3800	212	140	42,4	4,88	2,80	21,76	16,576	53,6	0,64
685	3900	221	145	44,2	5,04	2,90	22,08	16,608	53,8	0,62
690	4000	230	150	46	5,2	3,00	22,40	16,640	54	0,6
695	4100	239	155	47,8	5,36	3,10	22,72	16,672	54,2	0,58
700	4200	248	160	49,6	5,52	3,20	23,04	16,704	54,4	0,56
705	4300	257	165	51,4	5,68	3,30	23,36	16,736	54,6	0,54
710	4400	266	170	53,2	5,84	3,40	23,68	16,768	54,8	0,52
715	4500	275	175	55	6	3,50	24,00	16,800	55	0,5
720	4600	284	180	56,8	6,16	3,60	24,32	16,832	55,2	0,48
725	4700	293	185	58,6	6,32	3,70	24,64	16,864	55,4	0,46
730	4800	302	190	60,4	6,48	3,80	24,96	16,896	55,6	0,44

Результати моделювання

Отже в системі MatLab за допомогою функцій Neural Network ToolBox була написана програма, яка відтворює роботу нейронної мережі. Побудована нейрона мережа має десять входів, один вихід та чотири прихованих шари. Структуру отриманої мережі можна побачити на рисунках 1, 2 та 3.

Функції належності встановлювались як S-подібні, рис. 4. Така функція описується рівнянням

$$\text{logsig}(n) = \frac{1}{(1 + \exp(-n))}$$

Навчання мережі проводилось за алгоритмом зворотного поширення помилки (рис. 4).

Для встановлення залежності похибки навчання моделі від типу функцій належності, проводилось навчання з такими функціями належності, як:

— Hardlims ($x(n) = 1$, якщо $n \geq 0$ і -1 , в інших випадках);

— Poslin ($x(n) = n$, якщо $n \geq 0$ і 0 , якщо $n \leq 0$);

— Satlins $X(n) = \begin{cases} -1, n \leq 0; \\ n, -1 \leq n \leq 1; \\ 1, n \geq 1; \end{cases}$

— Radbas $a = \exp(-n^2)$;

— Tribas $X(n) = \begin{cases} 1 - \text{abs}(n), & -1 \leq n \leq 1 \\ 0, & -1 > n > 1 \end{cases}$ та ін.

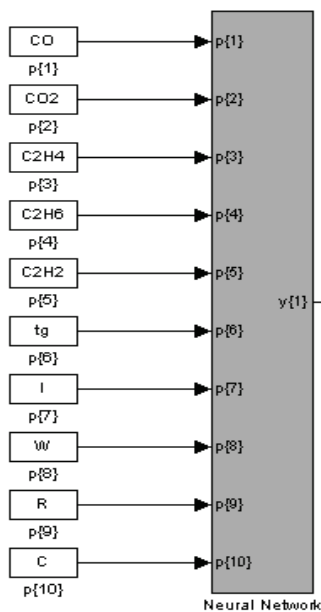


Рис. 1. Загальна структура мережі

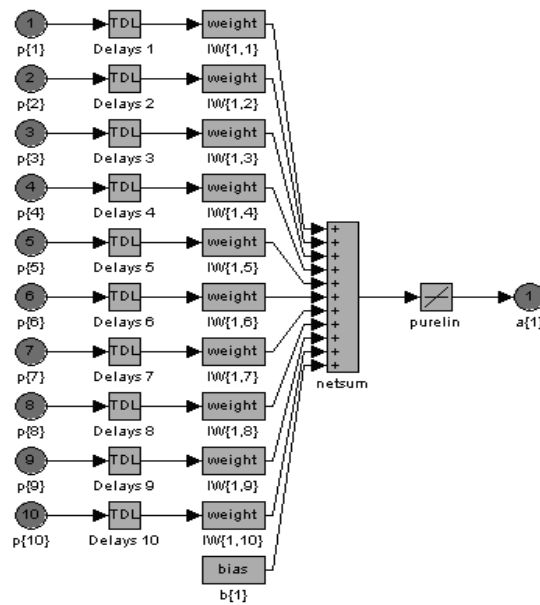


Рис. 2. Структура першого шару мережі

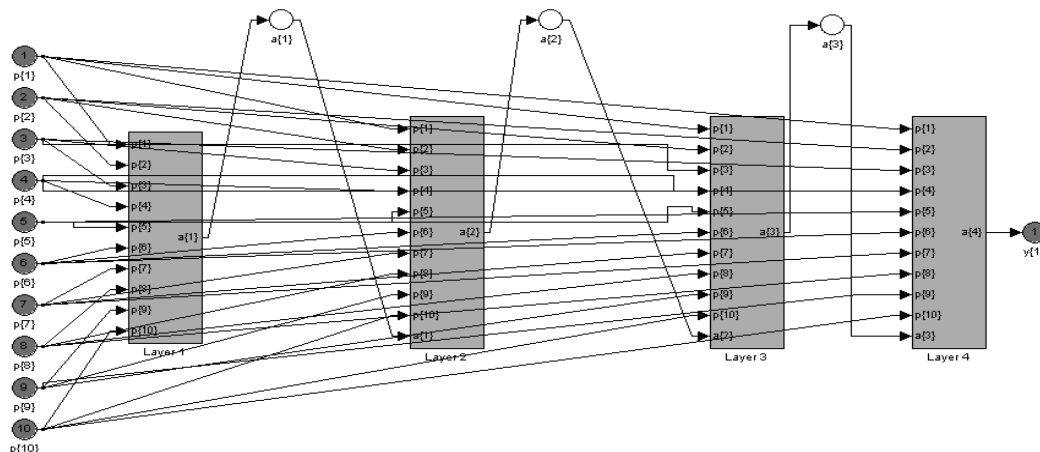


Рис. 3. Розгорнута структура мережі

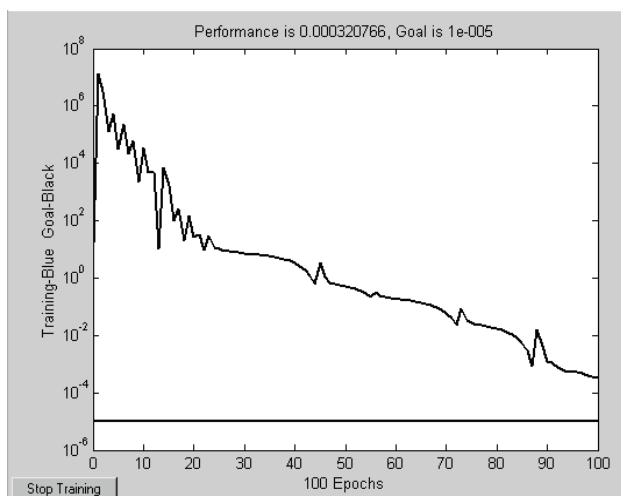


Рис. 4. Графік залежності похибки від кількості ітерацій навчання

Результати навчання моделі наведені в таблиці 2.

Таблиця 2

Результати навчання

Тип функції	purelin	logsig	Hardlims	Poslin	Satlins	Radbas	Tribas
Похибка навчання (в. о.)	0,0004	17,17	4,23	1,23	0,034	0,0071	15,03

Висновки

1. Найменша похибка навчання отримана для функції належності типу *purelin*.
2. Використання отриманої моделі дозволить якісніше прогнозувати зменшення коефіцієнта якості функціонування РПН і скорегувати параметри режиму ЕЕС з урахуванням стану РПН.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Алексеев Б. А. Контроль состояния (диагностика) крупных силовых трансформаторов. — М.: НЦ ЭНАС, 2002. — 216 с.
2. Практический метод оптимизации электроэнергетической системы с помощью структурированной нейронной сети / Sakural Kyoko, Nishimura Kazuo, Hayashi Hideki // Proc. Int. Jt Conf. Neural Networks, Nagoya, Oct. 25-29, 1993: IJCNN'93 - Nagoya. — Vol. 1. — Nagoya, 1993. — P. 873.
3. Мітюшкін Ю. І., Мокін Б. І., Ротштейн О. П. Soft Computing: ідентифікація закономірностей нечіткими базами знан. Монографія. — Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. — 145 с.
4. Применение нейронной сети ARTMAP для исследования устойчивости энергосистем / Assadi H., Tan A., Amoli-Etezadi M., Egbert D., Fadali M. S. // IEEE Int. Conf. Syst., Man and Cybern. «Emergent Innov. Inf. Transfer Process. and Decis. Mak», Chicago, Oct. 18—21, 1992: Conf. Proc. Vol. 1. — Piscataway (N. J.), 1992. — P. 1080—1085.
5. Применение нейронных сетей для оценки динамического состояния синхронных генераторов. Prepr. Pap. Control'92: Conf. «Enhanc. Australis's Prod. through Autom., Contr. and Instrum.», Perth. 2-4 Nov. 1992 / Michalik-Mielczarska Grazyna, Mielczarski Wladyslaw // Nat. Cont. Publ. / Inst. Eng., Austral. — 1992. — N 92/15 — P. 21—28.
6. Использование искусственных нейронных сетей для обнаружения внутренних неисправностей индукционных машин / Chow Moo-yuen, Yee Sui Oi // 3rd Int. Conf. Und. and Eng. Appl. Artif. Intell. and Expert Sys. (IEA/AIE'90), Charleston, S. C., July 15—18, 1990: Proc. Vol. 2. New York (N. Y.), 1990 — P. 1030—1036.
7. Усовершенствованная модель Хопфилда для классификации непредвиденных ситуаций в работе энергетических систем / Chow J. C., Fischl R., Kam M., Yan H. H., Ricciardi S. // IEEE Int. Symp. Circuits and Syst., New Orleans, La, May 1—3. 1990. — Vol. 4. New York (N. Y.), 1990. — P. 2925—2928.

Матеріали статті рекомендовані до опублікування оргкомітетом XIII Міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика-2006, 25—28.09.2006 р.)

Надійшла до редакції 23.11.06
Рекомендована до друку 12.12.06

Карнов Юхим Овдійович — професор кафедри теоретичної електротехніки та електронних вимірювань;
Лежнюк Петро Дем'янович — завідувач кафедри, **Рубаненко Олександр Євгенійович** — доцент.
Кафедра електричних станцій та систем; Вінницький національний технічний університет;
Пиріжок Максим Ігорович — інженер ПЗЕС.