

**МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ БЕЗОТКАЗНОЙ РАБОТЫ  
БУМАЖНО-МАСЛЯНОЙ ИЗОЛЯЦИИ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ ТРАНСФОРМАТОРОВ ТОКА  
НА ОСНОВЕ ИНТЕНСИВНОСТИ ЧАСТИЧНЫХ РАЗРЯДОВ**

**Л. С. Скрупская, М. А. Поляков**

Запорожский национальный технический университет

ул. Жуковского, 64, г. Запорожье, 69063, Украина. E-mail: skrupskaya\_ls@mail.ru, polyakov@zntu.edu.ua

Рассмотрена модель прогнозирования вероятности безотказной работы бумажно-масляной изоляции трансформаторов тока на основе распределения Вейбулла. Она связывает тангенс угла диэлектрических потерь основной изоляции, отклонение емкости изоляции от паспортного значения, температуру и влажность воздуха окружающей среды. В работе выполнен корреляционный анализ интенсивности частичных разрядов и вероятности безотказной работы трансформатора, рассчитанной при помощи базовой модели. Это позволило выявить нелинейную зависимость между этими величинами. Для описания такой зависимости применен метод нейросетевого моделирования. Структура нейронной сети синтезирована при помощи генетического алгоритма. Предложенная модель уточняет базовую модель за счет учета интенсивности частичных разрядов и не использует распределение Вейбулла. Эффективность модели проверена экспериментально на тестовой выборке.

**Ключевые слова:** диагностика, изоляция, частичные разряды, нейронная сеть, генетические алгоритмы.

**МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЙМОВІРНОСТІ БЕЗВІДМОВНОЇ РОБОТИ  
ПАПЕРОВО-ОЛИВОВОЇ ІЗОЛЯЦІЇ ВИМІРЮВАЛЬНИХ ТРАНСФОРМАТОРІВ СТРУМУ  
НА ОСНОВІ ІНТЕНСИВНОСТІ ЧАСТКОВИХ РОЗРЯДІВ**

**Л. С. Скрупська, М. О. Поляков**

Запорізький національний технічний університет

вул. Жуковського, 64, м. Запоріжжя, 69063, Україна. E-mail: skrupskaya\_ls@mail.ru, polyakov@zntu.edu.ua

Розглянуто модель прогнозування ймовірності безвідмовної роботи паперово-масляної ізоляції трансформаторів струму на основі розподілу Вейбулла. Вона зв'язує тангенс кута діелектричних втрат основної ізоляції, відхилення ємності ізоляції від паспортного значення, температуру і вологість повітря навколишнього середовища. В роботі виконано кореляційний аналіз інтенсивності часткових розрядів та ймовірності безвідмовної роботи трансформатора, розрахованої за допомогою базової моделі. Це дозволило виявити нелінійну залежність між цими величинами. Для опису такої залежності застосовано метод нейромережевого моделювання. Структуру нейронної мережі синтезовано за допомогою генетичного алгоритму. Запропонована модель уточнює базову модель за рахунок урахування інтенсивності часткових розрядів і не використовує розподіл Вейбулла. Ефективність моделі перевірено експериментально на тестовій вибірці.

**Ключові слова:** діагностика, ізоляція, часткові розряди, нейронна мережа, генетичні алгоритми.

**АКТУАЛЬНОСТЬ РАБОТЫ.** Эффективное прогнозирование вероятности безотказной работы изоляции трансформаторного оборудования важно для своевременного предотвращения выхода изделия из строя. Оно позволяет внести существенный вклад в решение актуальной задачи повышения технической устойчивости электрических машин и аппаратов.

Такое прогнозирование может быть осуществлено методом математического моделирования: в модель подставляются значения важнейших характеристик изоляции (входные признаки), а выходным значением модели служит вероятность безотказной работы изделия [1]. При этом вероятность порядка 0,4 и ниже можно трактовать как сигнал о скором выходе трансформатора из строя, свидетельствующий о необходимости проведения превентивного ремонта [2, 3].

Существующие математические модели прогнозирования вероятности безотказной работы трансформаторного оборудования в качестве входных признаков используют в основном тангенс угла диэлектрических потерь основной изоляции, отклонение емкости изоляции от паспортного значения, температуру и влажность воздуха окружающей среды [1, 3, 4]. При построении математических моделей прогнозирования вероятности безотказной работы измерительных трансформаторов тока важно

использовать дополнительные признаки, такие как амплитуда и фаза вектора небаланса токов комплексной проводимости изоляции трехфазной группы, интенсивность частичных разрядов и т.д. Это позволит повысить точность моделей, а значит, своевременно предупреждать поломки оборудования.

В качестве базовой математической модели прогнозирования вероятности безотказной работы трансформаторного оборудования используется следующая [1]:

$$S(t, tg\delta, \Delta C, T, H) = S_0(t)^{\exp(b_1 \cdot tg\delta + b_2 \cdot \Delta C + b_3 \cdot T + b_4 \cdot H)}, \quad (1)$$

где  $t$  – время работы трансформатора;  $tg\delta$  – тангенс угла диэлектрических потерь основной изоляции;  $\Delta C$  – отклонение емкости основной изоляции от паспортного значения;  $T$  – температура воздуха окружающей среды;  $H$  – влажность воздуха;  $S_0(t)$  – базовая функция вероятности безотказной работы на основе закона распределения Вейбулла [5];  $b_i$  – коэффициенты модели.

В работе [6] обоснована необходимость учитывать в соответствующих математических моделях интенсивность частичных разрядов, которая во многих случаях является первопричиной изменения

тангенса угла диелектрических потерь и емкости основной изоляции.

Поэтому целью данной работы является построение модели прогнозирования вероятности безотказной работы бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока путем уточнения модели [1] за счет учета интенсивности частичных разрядов.

**МАТЕРИАЛ И РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ.** Поставленная задача может быть решена методом корреляционного анализа экспериментальных данных, позволяющим определить влияние частичных разрядов на вероятность безотказной работы, рассчитанной при помощи модели (1).

В работе также применен метод нейросетевого моделирования, позволяющий описать нелинейные зависимости между входными признаками.

Целью корреляционного анализа является установление факта линейной зависимости между интенсивностью частичных разрядов  $Q$  и рассчитанной при помощи формулы (1) вероятностью безотказной работы измерительных трансформаторов тока подстанции «Днепр-Донбасс» (г. Запорожье, Украина) 362 кВ. Для этого использована база из более 1620 измерений  $tg\delta$ ,  $\Delta C$ ,  $T$ ,  $H$  и  $Q$ , выполненных для трансформаторов тока через примерно равные интервалы времени.

При помощи критерия Пирсона [7] был вычислен коэффициент линейной корреляции между величиной  $Q$  и рассчитанной по формуле (1) вероятностью безотказной работы  $S$ . При уровне значимости 0,05 он составил 0,28, следовательно, между  $S$  и  $Q$  может существовать зависимость, которую невозможно точно описать линейным выражением. Поэтому в работе применен метод нейросетевого моделирования, позволяющий определить нелинейную зависимость между входными признаками, в том числе интенсивностью частичных разрядов, и рассчитанной по формуле (1) вероятностью безотказной работы измерительных трансформаторов тока.

Для построения диагностической модели, учитывающей  $tg\delta$ ,  $\Delta C$ ,  $T$ ,  $H$  и  $Q$  использована искусственная нейронная сеть прямого распространения. Было исследовано состояние пяти трансформаторов тока подстанции «Днепр-Донбасс» 362 кВ. По каждому трансформатору сформирована выборка из 236 измерений входных признаков, а так же рассчитана вероятность безотказной работы по формуле (1), не учитывающая интенсивность частичных разрядов. Таким образом, была сформирована обучающая выборка (2), содержащая 1180 состояний, характеризующихся пятью признаками:

$$D = \langle X, Y \rangle, \tag{2}$$

где  $X = \{tg\delta, \Delta C, T, H, Q\}$  – множество входных признаков, описывающих состояние бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока;  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  – множество значений выходного параметра, т.е. вероятности безотказной работы  $S$ ;  $N=1180$  – количество состояний в выборке  $D$ .

Таким образом, обучающая выборка представляла собой таблицу чисел, состоящую из 1180 строк и шести столбцов, содержащих значения пяти входных признаков и одного выходного для каждого из исследованных трансформаторов.

С целью исключения влияния различного порядка значений признаков на синтезируемую модель предварительно выполнялось нормирование признаков, т.е. приведение диапазона их значений к единому интервалу  $x_{in} \in [0;1]$  по формуле:

$$x_{ijn} = \frac{x_{ij} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}, \tag{3}$$

где  $x_{ijn}$  – нормированное значение  $i$ -го признака  $j$ -го измерения,  $i=1;5$ ,  $j=1;1180$ ;  $x_{i\min}$  и  $x_{i\max}$  – соответственно, минимальное и максимальное значения  $i$ -го признака в обучающей выборке  $D$ .

Фрагмент обучающей выборки, содержащей нормированные значения признаков, приведен в табл. 1.

Таблица 1 – Фрагмент обучающей выборки

Номер измерения	Значения признаков					$S (Y)$
	$tg\delta (x_1)$	$\Delta C (x_2)$	$T (x_3)$	$H (x_4)$	$Q (x_5)$	
1	0,257	0,089	0,111	0,737	0,130	0,660
2	0,247	0,075	0,146	0,667	0,185	0,647
3	0,226	0,036	0,176	0,632	0,284	0,652
4	0,202	0,099	0,266	0,544	0,126	0,655
5	0,177	0,089	0,342	0,491	0,124	0,670
6	0,157	0,055	0,427	0,421	0,102	0,672
7	0,141	0,058	0,492	0,404	0,381	0,676
8	0,118	0,083	0,573	0,368	0,098	0,688
9	0,104	0,136	0,608	0,333	0,274	0,685
10	0,093	0,099	0,668	0,333	0,331	0,688
...	...	...	...	...	...	...
1180	0,375	0,711	0,353	1,000	0,839	0,2

Моделирование состояния изоляции трансформаторов осуществлялось на основе построенной обу-

чающей выборки с помощью трехслойного персептрона, первый слой которого содержал четыре нейрона,

второй слой – два нейрона, третий слой – один нейрон. Такая структура сети показала эффективные результаты в работе [4] при моделировании состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока. Однако структура такой модели не обеспечила приемлемое значение ошибки распознавания (ошибка распознавания составила 0,181).

Поэтому были осуществлены попытки построения нейросетевых моделей других структур (двухслойный перцептрон, содержащий пять нейронов на первом слое и один на втором; трехслойный перцептрон с пятью нейронами на первом слое, тремя нейронами на втором и одним – на третьем, а также другие распространенные структуры [8]). Такие модели также не обеспечили приемлемый уровень ошибки распознавания (для различных структур ошибка распознавания составляла от 0,127 до 0,192). Это обусловило целесообразность применения эволюционных методов компьютерного моделирования [9, 10] для поиска приемлемой структуры нейросетевой модели, а также настройки ее параметров.

Методы эволюционной оптимизации являются случайно-ориентированными и не застревают на локальных экстремумах [10]. Синтез структуры нейросети при помощи генетических алгоритмов, которые относятся к методам эволюционной оптимизации, позволяет выбрать топологию сети и подобрать весовые коэффициенты. Суть применения генетических алгоритмов заключается в следующем: случайным образом генерируется набор хромосом (структур сети) и подбираются весовые коэффициенты. Целевой функцией является среднеквадратичная ошибка  $mse$  – сумма квадратов отклонений между реальным и модельным выходом сети:

$$mse = \frac{1}{N_{ekz}} \sum_{j=1}^{N_{ekz}} (Y_{NNj} - S_j)^2, \quad (4)$$

где  $N_{ekz}$  – количество экземпляров в обучающей выборке;  $Y_{NNj}$  – значение выходного параметра для  $j$ -го трансформатора обучающей выборки, рассчитанное по синтезированной нейросетевой модели;  $S_j$  – значение выходного параметра (рассчитанной по формуле (1) вероятности безотказной работы) для  $j$ -го трансформатора в обучающей выборке.

Если достигнуто приемлемое значение целевой функции, то поиск завершается, в противном случае выполняется скрещивание хромосом, в результате чего образуются новые структуры нейросетевой модели, для которых выполняется анализ  $mse$ , и так далее пока не будет найдено приемлемое значение целевой функции. Выбранная итоговая хромосома содержит структуру нейросетевой модели.

Таким образом, по результатам эволюционного моделирования была получена структура нейронной сети, изображенная на рис. 1. Как видно из рис. 1, построенная нейросетевая модель прогнозирования на основе интенсивности частичных разрядов вероятности безотказной работы бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока содержит 3 слоя, на первом слое – 7 нейронов, на

втором – 4, на третьем – 1 нейрон, вычисляющий выходное значение целевой функции.

Все нейроны синтезированной нейросетевой модели имели сигмоидную функцию активации:

$$\psi(\varphi) = \frac{1}{1 + e^{-\varphi}}, \quad (5)$$

где  $\varphi$  – аргумент функции активации, представляющий собой дискриминантную функцию [11]  $\varphi = \varphi(w; x)$ ,  $w$  – матрица весовых коэффициентов,  $x$  – множество аргументов дискриминантной функции. При синтезе нейромодели для автоматизации диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока в качестве дискриминантной функции использовалась взвешенная сумма:

$$\varphi(w; x) = w_0 + \sum_{i=1}^{|x|} w_i x_i, \quad (6)$$

где  $w_i$  – значение  $i$ -го весового коэффициента, определяющее значимость  $i$ -го входного параметра  $x_i$  в функции  $\varphi(w; x)$ ;  $|x|$  – количество аргументов функции  $\varphi(w; x)$ ;  $w_0$  – значение смещения функции  $\varphi(w; x)$ .

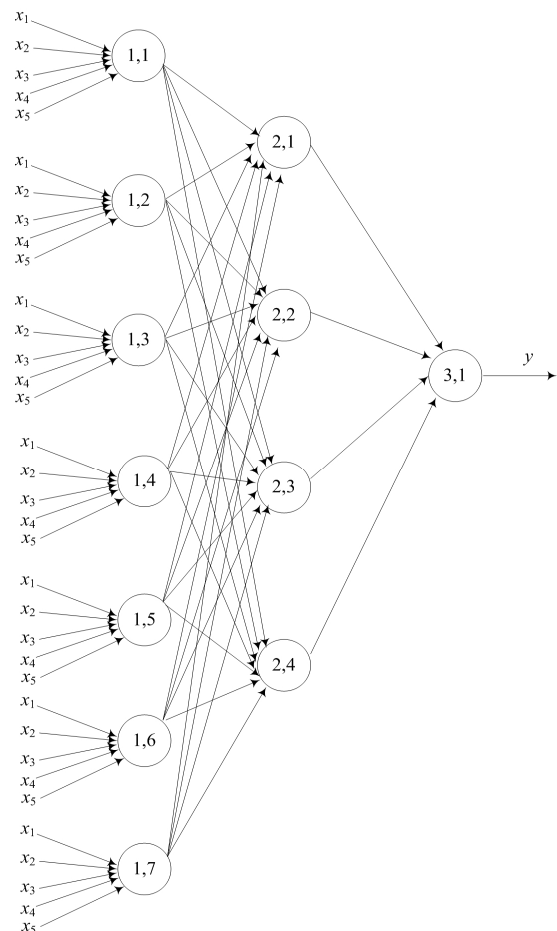


Рисунок 1 – Синтезированная нейросетевая модель  
Таким образом, структура синтезируемой трехслойной нейромодели  $Y_{NN}$  может быть представлена следующим образом:

$$\begin{cases} Y_{NN} = \Psi_{(3,1)}(\varphi_{(3,1)}(w_{(3,1)}; \Psi_{(2)})); \\ \Psi_{(2)} = \{\Psi_{(2,1)}; \Psi_{(2,2)}; \Psi_{(2,3)}; \Psi_{(2,4)}\}; \\ \Psi_{(2,k)} = \Psi_{(2,k)}(\varphi_{(2,k)}(w_{(2,k)}; \Psi_{(1)})), k = 1, \dots, 4; \\ \Psi_{(1)} = \{\Psi_{(1,1)}; \dots; \Psi_{(1,7)}\}; \\ \Psi_{(1,l)} = \Psi_{(1,l)}(\varphi_{(1,l)}(w_{(1,l)}; X)), l = 1, \dots, 7, \end{cases} \quad (7)$$

где  $\Psi_{(\mu,\rho)}$  – функция активации  $\rho$ -го нейрона  $\mu$ -го слоя;  $\varphi_{(\mu,\rho)}$  – дискриминантная функция  $\rho$ -го нейрона  $\mu$ -го слоя.

Для построения модели и определения значений ее параметров (весовых коэффициентов и смещений каждого нейрона) на ее входы подавались значения пронормированных признаков, на выход – значение выходного параметра для соответствующего экзем-

пляра – вероятность безотказной работы экземпляра трансформатора, рассчитанную при помощи модели (1). В качестве целевой функции при обучении нейромодели использовался минимум среднеквадратичного критерия  $mse$  (4).

Фрагмент матрицы весовых коэффициентов  $w$  построенной нейромодели приведен в табл. 2.

Таким образом, подставив полученные значения весовых коэффициентов и смещений в систему (7) с учетом дискриминантной функции получаем математическое описание синтезированной модели прогнозирования на основе интенсивности частичных разрядов вероятности безотказной работы бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока:

$$\begin{cases} Y_{NN} = \Psi_{(3,1)} = \left(1 + e^{-(-7,4784 + 2,9078 \Psi_{(2,1)} + 0,404 \Psi_{(2,2)} + 5,0228 \Psi_{(2,3)} + 5,3002 \Psi_{(2,4)})}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(2,1)} = \left(1 + e^{-(6,1359 - 2,5979 \Psi_{(1,1)} + 2,7649 \Psi_{(1,2)} - 3,3634 \Psi_{(1,3)} + 4,7321 \Psi_{(1,4)} + 0,2641 \Psi_{(1,5)} - 0,1888 \Psi_{(1,6)} - 5,3388 \Psi_{(1,7)})}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(2,2)} = \left(1 + e^{-(1,0461 - 1,7837 \Psi_{(1,1)} + 4,4856 \Psi_{(1,2)} + 2,7141 \Psi_{(1,3)} - 2,6650 \Psi_{(1,4)} + 2,8964 \Psi_{(1,5)} - 1,2898 \Psi_{(1,6)} + 1,7281 \Psi_{(1,7)})}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(2,3)} = \left(1 + e^{-(3,882 - 2,0637 \Psi_{(1,1)} - 1,0753 \Psi_{(1,2)} + 2,4708 \Psi_{(1,3)} + 1,8698 \Psi_{(1,4)} + 4,9156 \Psi_{(1,5)} + 3,5897 \Psi_{(1,6)} + 3,6233 \Psi_{(1,7)})}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(2,4)} = \left(1 + e^{-(0,8951 - 0,0594 \Psi_{(1,1)} + 2,9819 \Psi_{(1,2)} - 2,3583 \Psi_{(1,3)} - 0,8607 \Psi_{(1,4)} + 5,0139 \Psi_{(1,5)} - 1,5493 \Psi_{(1,6)} - 1,7566 \Psi_{(1,7)})}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,1)} = \left(1 + e^{-(10,3266 + 0,6509 x_1 - 0,6431 x_2 + 2,0358 x_3 + 1,7211 x_4 + 7,0363 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,2)} = \left(1 + e^{-(1,4743 + 1,8947 x_1 + 7,1942 x_2 - 3,2972 x_3 - 0,5464 x_4 + 4,7834 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,3)} = \left(1 + e^{-(0,6412 - 5,9152 x_1 + 3,1312 x_2 - 2,4422 x_3 + 3,5875 x_4 + 6,2612 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,4)} = \left(1 + e^{-(5,3739 - 1,2143 x_1 - 4,6796 x_2 - 4,9762 x_3 - 11,5101 x_4 + 0,4317 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,5)} = \left(1 + e^{-(1,3765 - 6,3586 x_1 - 10,9655 x_2 - 1,7367 x_3 - 5,8159 x_4 - 3,6925 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,6)} = \left(1 + e^{-(2,6918 - 0,8681 x_1 + 6,4870 x_2 - 4,7637 x_3 - 2,4065 x_4 - 1,6228 x_5)}\right)^{-1}; \\ \Psi_{(1,7)} = \left(1 + e^{-(1,5774 + 1,4648 x_1 - 4,3641 x_2 + 0,6580 x_3 + 8,5722 x_4 + 0,8051 x_5)}\right)^{-1}. \end{cases} \quad (8)$$

Таблица 2 – Фрагмент матрицы весовых коэффициентов  $w$

Номер слоя, $\mu$	Номер нейрона в слое, $\rho$	Значение Смещения, $w_0$	Связи (соединения)	
			узел, от которого идет соединение	значение весового коэффициента
1	1	-10,3266	признак $x_1$	0,6509
			признак $x_2$	-0,6431
			признак $x_3$	2,0358
			признак $x_4$	1,7211
			признак $x_5$	7,0363
	2	1,4743	признак $x_1$	1,8947
			признак $x_2$	7,1942
			признак $x_3$	-3,2972
			признак $x_4$	-0,5464
			признак $x_5$	4,7834

Для проведения экспериментов было разработано программное обеспечение, реализующее предложенную нейросетевую модель и принимающее в качестве входных данных вышеуказанные характеристики изоляции трансформаторов, а в качестве выходной характеристики – прогнозирующее вероятность безотказной работы изделий.

Для проверки эффективности предложенной модели была сформирована тестовая выборка, в которую вошли трансформаторы, не представленные в обучающей выборке. Размер тестовой выборки составил 638 измерений состояния изоляции трансформаторов тока.

Фрагмент результатов экспериментов на тестовой выборке показан в табл. 3.

Таблица 3 – Фрагмент результатов экспериментов

$S(Y)$ предсказанное	$S(Y)$ , рассчитанное при помощи модели (1)
0,6661	0,6683
0,6674	0,6632
0,6568	0,6593
0,6528	0,6534
0,6466	0,6600
0,6483	0,6473
0,6567	0,6516
0,6664	0,6547
0,6739	0,6702
0,6738	0,6723
0,6871	0,6763
0,6851	0,6876
0,6841	0,6852
0,6920	0,6881
...	...
0,2679	0,2700

Ошибка прогнозирования при помощи предложенной модели приведена в табл. 4, где показана эффективность модели на обучающей и тестовой выборках по критерию *mse*. Чем меньше *mse*, тем меньше ошибка прогнозирования.

Таблица 4 – Ошибка прогнозирования

Тип выборки трансформаторов	Значение <i>mse</i>
Обучающая	$9,88 \cdot 10^{-5}$
Тестовая	$43,81 \cdot 10^{-5}$

Как видно из табл. 3 и 4, предложенная нейросетевая модель обеспечивает приемлемую ошибку прогнозирования, которая на тестовой выборке увеличилась по сравнению с обучающей выборкой в 4,43 раза, однако, по-прежнему сохранилась на приемлемом уровне.

Таким образом, результаты экспериментов показали, что построенная нейросетевая модель уточняет базовую модель (1) путем учета интенсивности частичных разрядов и позволяет обеспечить приемлемый уровень ошибки прогнозирования.

**ВЫВОДЫ.** В работе решена актуальная задача прогнозирования вероятности безотказной работы

бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока.

Научная новизна работы заключается в том, что предложена нейросетевая модель, которая учитывает помимо тангенса угла диэлектрических потерь основной изоляции, отклонения емкости основной изоляции, температуры и влажности воздуха окружающей среды, также и интенсивность частичных разрядов и уточняет математическую модель (1). При этом предложенная модель не использует распределение Вейбулла.

Практическая ценность работы заключается в том, что разработано программное обеспечение, реализующее предложенную нейросетевую модель, принимающую в качестве входных данных значения указанных характеристик изоляции измерительных трансформаторов тока. Модель позволяет с приемлемой ошибкой выполнять прогнозирование вероятности безотказной работы трансформаторов тока путем подстановки в нее измеренных значений интенсивности частичных разрядов, тангенса угла диэлектрических потерь основной изоляции, отклонения емкости основной изоляции от паспортного значения, температуры и влажности воздуха окружающей среды.

#### ЛИТЕРАТУРА

- Сахно А.А. Математическая модель прогноза остаточного ресурса трансформаторов тока 330-750 кВ с бумажно-масляной изоляцией конденсаторного типа // Вісник НТУ "ХПІ". – 2010. – № 55. – С. 97–105.
- Banjevic D., Jardine A. Remaining useful life in condition based maintenance: Is it useful?: Modelling in Industrial Maintenance and Reliability. Proceedings of MIMAR2007: the 6th IMA International Conference, 10–11 September 2007. – Manchester: United Kingdom, 2007. – С. 7–12.
- Оценка надежности систем энергоснабжения / Ю.А. Фокин, В.А. Туфанов. – М.: Энергоатомиздат, 1981. – 224 с.
- Построение моделей диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока / Л.С. Скрупская, А.А. Олейник, А.А. Сахно // Електротехніка і Електромеханіка. – 2014. – № 2. – С. 48–51.
- Daniel J. Nordman and William Q. Meeker. Weibull Prediction Intervals for a Future Number of Failures // Technometrics. – 2002. – № 1, vol. 44. – PP. 15–23.
- Особенности мониторинга технического состояния основной изоляции высоковольтных вводов и трансформаторов тока / П.Д. Андриенко, А.А. Сахно, С.П. Конограй и др. // Електротехніка та електроенергетика. – 2014. – № 1. – С. 45–48.
- Анализ данных на компьютере / Ю.Н. Тюрин, А.А. Макаров; под ред. В.Э. Фигурнова. – 3-е издание. – М.: ИНФРА-М, 2003. – 544 с.
- Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети: Теория и практика. – М.: Горячая линия-Телеком, 2001. – 382 с.
- The Practical Handbook of Genetic Algorithms. Volume II. New Frontiers / Ed. L.D. Chambers. – Florida: CRC Press, 2000. – 421 p.

10. Maniezzo V. Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks // IEEE transactions on neural networks. – 1994. – № 1 (5). – PP. 39–53.

11. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних

моделей: монографія / С.О. Субботін, А.О. Олійник, О.О. Олійник; під заг. ред. С.О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.

### A MODEL FOR PREDICTING THE PROBABILITY OF NO-FAILURE OPERATION OF PAPER-OIL INSULATION OF MEASURING CURRENT TRANSFORMERS BASED ON THE PARTIAL DISCHARGE MAGNITUDE

L. Skrupskaya, M. Polyakov

Zaporozhye National Technical University

vul. Zhukovskogo, 64, Zaporizhzhya, 69063, Ukraine. E-mail: skrupskaya\_ls@mail.ru, polyakov@zntu.edu.ua

A model for predicting the probability of no-failure operation of transformer paper-oil insulation based on the Weibull distribution was considered. It bound the dielectric loss tangent of main insulation, capacity of insulation deviation from the nominal value, the temperature and humidity of the environment. A correlation analysis of the partial discharge magnitude and the probability of no-failure operation of the transformer, calculated using the base model, were applied. It revealed a nonlinear relationship between these values. For describing such a relationship, the method of neural network modeling was performed. Furthermore, the structure of the neural network was synthesized using the genetic algorithm. The proposed model clarifies the basic model by taking into account the magnitude of partial discharges and does not use the Weibull distribution. In addition effectiveness of the proposed model was verified experimentally on a test set.

**Key words:** diagnosis, isolation, partial discharges, neural network, genetic algorithms.

#### REFERENCES

1. Sakhno, A.A. (2010), "Mathematical model for forecasting the residual resource of capacitor type current transformers 330-750 kV with paper-oil insulation", *Visnyk NTU "KhPI"*, no. 55, pp. 97–105.

2. Banjevic, D. and Jardine, A. (2007) "Remaining useful life in condition based maintenance: Is it useful?", *Modelling in Industrial Maintenance and Reliability. Proceedings of MIMAR2007: the 6th IMA International Conference*, Manchester, United Kingdom, 10–11 September, 2007, pp. 7–12.

3. Fokyn, Yu.A. and Tufanov, V.A. (1981), *Otsenka nadezhnosti sistem enerhosnabzheniya* [Reliability evaluation of power supply systems], Energhoatomyzdat, Moscow, Russia.

4. Skrupskaya, L.S., Oliinyk, A.O., Sakhno, A.A. (2014), "Building of models for paper-oil insulation state diagnostics of measuring current transformers", *Elektrotehnika i Elektromekhanika*, no. 2, pp. 48–51.

5. Nordman, D. and Meeker, W. (2002), "Weibull Prediction Intervals for a Future Number of Failures", *Technometrics*, no. 1, vol. 44, pp. 15–23.

6. Andrienko, P.D., Sakhno, A.A., Konogray, S.P., Spitsa, A.G., Skrupskaya, L.S. (2014), "Characteristics of condition monitoring of high-voltage bushings and

current transformers main insulation", *Electronics and Electricity*, no.1, pp. 45–48.

7. Tiurnyn, Yu. N and Makarov, A.A. (2003), *Analiz dannyh na komp'yutere* [Computer analysis of data], INFRA, Moscow, Russia.

8. Kruglov, V.V. and Borisov, V.V. (2001), *Iskusstvennye neyronnye seti: Teoriya i praktika* [Artificial Neural Networks: Theory and Practice], Gorjachaja liniya-Telekom, Moscow, Russia.

9. Chambers, L.D. (2000), *The Practical Handbook of Genetic Algorithms*, vol. 2, CRC Press, Florida, USA.

10. Maniezzo, V. (1994), "Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks", *IEEE transactions on neural networks*, no. 5, pp. 39–53.

11. Subbotin, S.A., Oliinyk, A.O., Oliinyk, O.O. (2009), *Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyahentni metody syntezy nechitkolohichnykh i neiromerezhnykh modelei* [Not iterative, evolutionary and multi-agent methods for fuzzy-logic and neural network models synthesis], Zaporozhye National Technical University, Zaporozhye, Ukraine.

Стаття надійшла 18.03.2015.