

## ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ БУМАЖНО-МАСЛЯНОЙ ИЗОЛЯЦИИ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ ТРАНСФОРМАТОРОВ ТОКА

*Запропоновано діагностичну модель паперово-масляної ізоляції трансформатора струму на основі нейронної мережі прямого розповсюдження, виконано експериментальну перевірку в порівнянні з регресійною моделлю.*

*Предложена диагностическая модель бумажно-масляной изоляции трансформатора тока на основе нейронной сети прямого распространения, выполнена экспериментальная проверка в сравнении с регрессионной моделью.*

### ВВЕДЕНИЕ

Своевременное выявление неисправностей электрических аппаратов позволяет поддерживать их в рабочем состоянии, предупреждать поломки, продлевать ресурс и планировать предстоящие замены.

Для повышения надежности электроснабжения в настоящее время активно применяются системы непрерывного контроля состояния электрических аппаратов [1, 2]. Преимущество непрерывного контроля заключается в многократном снижении межконтрольного интервала, по сравнению с классическим периодическим контролем, однако в процессе своей работы такие системы формируют большие по объему массивы данных, которые необходимо хранить и обрабатывать для получения диагностического заключения о состоянии оборудования.

Анализ полученных от таких систем данных в отношении трансформаторов тока показывает, что ухудшение технического состояния основной изоляции происходит непрерывно, как при работе в номинальных, так и в аварийных и недогруженных режимах [3], поэтому особенно важно вовремя выявлять тенденции в развитии дефектов основной изоляции трансформаторов тока. Данную задачу можно решить при помощи соответствующих моделей диагностирования состояния измерительных трансформаторов.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Широко применяемые в диагностировании электрических аппаратов модели на основе закона распределения Вейбулла для вычисления вероятности безотказной работы не позволяют выявить тенденции к выходу конкретной единицы оборудования из строя [4, 5]. Модели для пообъектного вычисления показателей вероятности безотказной работы имеют тоже недостаток, связанный с неоднозначностью заключения, например, если объект имеет вероятность безотказной работы на прогнозируемом интервале равную 0,8, то не ясно нужно ли его отбраковывать или можно продолжать дальнейшую эксплуатацию. Широко распространенные регрессионные модели имеют также недостаток, заключающийся в линейности описания зависимости между параметрами, характеризующими состояние электрического аппарата, и его реальным состоянием, что негативно сказывается на их точности.

Поэтому для построения модели диагностирования состояния изоляции трансформаторов тока в настоящей работе предлагается использовать модели на основе искусственных нейронных сетей [6-9], которые позволяют эффективно аппроксимировать мно-

гомерные нелинейные зависимости и обладают высокими обобщающими способностями.

Целью данной работы является разработка нейросетевых моделей диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока, позволяющих описать нелинейные зависимости между параметрами основной изоляции ( $x_1$  – тангенс угла диэлектрических потерь основной изоляции под рабочим напряжением;  $x_2$  – отклонение емкости основной изоляции от паспортного значения;  $x_3$  и  $x_4$  – влажность и температура воздуха окружающей среды, соответственно) и более эффективно прогнозировать состояние изоляции ( $Y$ ) для осуществления своевременного превентивного обслуживания.

### 1. ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ

Поскольку на состояние изоляции трансформатора и на его возможность выхода из строя влияет множество факторов, в качестве базиса для построения диагностической модели целесообразно выбрать модели на основе искусственных нейронных сетей прямого распространения. Для построения диагностической модели на основе нейронной сети прямого распространения было исследовано состояние 320 трансформаторов ТФКН-330, и выявлены диагностические признаки [10], существенно влияющие на состояние изоляции измерительного трансформатора тока. По результатам исследований сформирована обучающая выборка (1), содержащая, соответственно 320 экземпляров, каждый из которых характеризовался четырьмя признаками:

$$D = \langle X, Y \rangle, \quad (1)$$

где  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$  – множество входных признаков, описывающих состояние бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока;  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}$  – множество значений  $i$ -го признака в обучающей выборке  $D$ ;  $x_{ij}$  – значение  $i$ -го признака для  $j$ -го экземпляра, соответствующее значению  $i$ -й характеристики  $j$ -го трансформатора;  $N=320$  – количество экземпляров в выборке  $D$ ;  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  – множество значений выходного параметра.

Таким образом, обучающая выборка представляла собой таблицу чисел, состоящую из 320 строк и пяти столбцов, содержащих значения четырех входных признаков и одного выходного для каждого из исследованных трансформаторов.

С целью исключения влияния различного порядка значений признаков на синтезируемую модель предварительно выполнялось нормирование призна-

ков, т.е. приведение диапазона их значений к единому интервалу  $x_{in} \in [0;1]$  по формуле (2):

$$x_{ijn} = \frac{x_{ij} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}, \quad (2)$$

где  $x_{ijn}$  – нормированное значение  $i$ -го признака  $j$ -го экземпляра,  $i=1;4$ ,  $j=1;320$ ;  $x_{i\min}$  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 трансформатора	Значения признаков				Y
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	
1	0,5364	0,0681	0	0,3287	1
2	0,5231	0,4772	1	0,2986	1
3	0,5463	0,8181	1	0,3534	1
4	0,5496	0,3636	0	0,5452	1
5	0,5364	0,5681	0	1	0
6	0,5496	0,7045	0	0,9219	1
7	0,5430	0,6818	0	0,9506	1
8	0,5364	0,5454	0	0,9945	0
9	0,5463	0,4090	0	0,9520	1
10	0,5364	0,25	0	0,55890	1
...	...	...	...	...	...
320	0,8212	0,8182	0	0,6822	0

Моделирование состояния исправности изоляции трансформаторов осуществлялось на основе построенной обучающей выборки с помощью трехслойного перцептрона [6-8], первый слой которого содержал четыре нейрона, второй слой – два нейрона, третий слой – один нейрон. Все нейроны первого слоя имели сигмоидную функцию активации (3):

$$\psi(\varphi) = \frac{1}{1 + e^{-\varphi}}, \quad (3)$$

где  $\varphi$  – аргумент функции активации, представляющий собой дискриминантную функцию [6-9, 11, 12]  $\varphi = \varphi(w; x)$ ,  $w$  – 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 (4):

$$\varphi(w; x) = w_0 + \sum_{i=1}^{|x|} w_i x_i, \quad (4)$$

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  $\varphi(w; x)$ .

Таким образом, структура синтезируемой трехслойной нейромодели  $Y_{NN}$  может быть представлена следующим образом (5):

$$\begin{cases} Y_{NN} = \psi_{(3,1)}(\varphi_{(3,1)}(w_{(3,1)}; \psi_{(2)})); \\ \psi_{(2)} = \{\psi_{(2,1)}; \psi_{(2,2)}\}; \\ \psi_{(2,k)} = \psi_{(2,k)}(\varphi_{(2,k)}(w_{(2,k)}; \psi_{(1)})), k=1,2; \\ \psi_{(1)} = \{\psi_{(1,1)}; \psi_{(1,2)}; \psi_{(1,3)}; \psi_{(1,4)}\}; \\ \psi_{(1,l)} = \psi_{(1,l)}(\varphi_{(1,l)}(w_{(1,l)}; X)), l=1,2,3,4, \end{cases} \quad (5)$$

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 нейромодели 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 экземпляра (0 – изоляция трансформатора нуждается в ремонте и рекомендуется его вывод из эксплуатации; 1 – изоляция трансформатора пригодна к дальнейшей эксплуатации). В качестве целевой функции при обучении нейромодели использовался минимум ошибки  $P_0$  распознавания, определяемой как отношение количества ошибочно классифицированных трансформаторов  $K_0$  к общему количеству экземпляров (трансформаторов) в обучающей выборке  $N$  (6):

$$P_0 = K_0 / N. \quad (6)$$

Обучение нейросети производилось на основе метода обратного распространения ошибки [4-7, 9, 10]. Приемлемым считалось достижение ошибки распознавания, не превышающей значение  $P_{0min} = 0,01$ .

Матрица весовых коэффициентов  $w$  построенной нейромодели приведена в табл. 2.

Таблица 2

Матрица 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	30,161	признак $x_1$	-1,76
			признак $x_2$	-99,142
			признак $x_3$	7,413
			признак $x_4$	13,707
	2	-36,203	признак $x_1$	7,8
			признак $x_2$	0,667
			признак $x_3$	0,852
			признак $x_4$	39,674
	3	168,607	признак $x_1$	59,402
			признак $x_2$	-227,376
			признак $x_3$	-81,146
			признак $x_4$	-10,997
4	30,194	признак $x_1$	-46,056	
		признак $x_2$	44,165	
		признак $x_3$	-15,499	
		признак $x_4$	-35,356	
2	1	-1,145	нейрон (1, 1)	-8,493
			нейрон (1, 2)	-529,631
			нейрон (1, 3)	9,555
			нейрон (1, 4)	-8,287
	2	1,095	нейрон (1, 1)	69,829
			нейрон (1, 2)	11,735
			нейрон (1, 3)	-69,994
			нейрон (1, 4)	69,967
3	1	-547,979	нейрон (2, 1)	772,39
			нейрон (2, 2)	659,629

Подставив полученные значения весовых коэффициентов и смещений в систему (5), а также, учитывая, что в качестве функции активации и дискриминантной функции использовались (3) и (4), получаем математическое описание синтезированной нейросетевой модели диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока (7):

$$\begin{cases}
 Y_{NN} = \Psi_{(3,1)} = \\
 = \left( 1 + e^{-(-547,979 + 772,39\Psi_{(2,1)} + 659,629\Psi_{(2,2)})} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(2,1)} = \\
 = \left( 1 + e^{-(-1,145 - 8,493\Psi_{(1,1)} - 529,631\Psi_{(1,2)} + 9,555\Psi_{(1,3)} - 8,287\Psi_{(1,4)})} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(2,2)} = \\
 = \left( 1 + e^{-(-1,095 + 69,829\Psi_{(1,1)} + 11,735\Psi_{(1,2)} - 69,994\Psi_{(1,3)} + 69,967\Psi_{(1,4)})} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(1,1)} = \left( 1 + e^{-(-30,161 - 1,76x_1 - 99,142x_2 + 7,413x_3 + 13,707x_4)} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(1,2)} = \left( 1 + e^{-(-36,203 + 7,8x_1 + 0,667x_2 + 0,852x_3 + 39,674x_4)} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(1,3)} = \\
 = \left( 1 + e^{-(-168,607 + 59,402x_1 - 227,376x_2 - 81,146x_3 - 10,997x_4)} \right)^{-1}; \\
 \Psi_{(1,4)} = \left( 1 + e^{-(-30,194 - 46,056x_1 + 44,165x_2 - 15,499x_3 - 35,356x_4)} \right)^{-1}.
 \end{cases} \quad (7)$$

Графическая интерпретация синтезированной нейромодели для прогнозирования состояния изоляции трансформатора приведена на рис. 1.

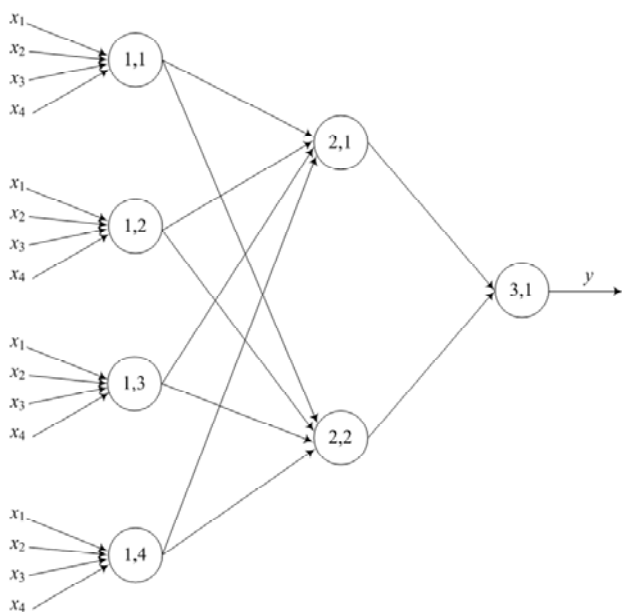


Рис. 1. Синтезированная нейросетевая модель

Построенная нейросетевая модель представляет собой иерархическую структуру, содержащую вычислительные элементы (нейроны), и позволяет выполнять диагностирование состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока по измеряемым значениям входных характеристик.

## 2. ЭКСПЕРИМЕНТЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Для использования синтезированной нейросетевой модели на практике было разработано программное обеспечение, реализующее выражение (7) и принимающее в качестве входных данных вышеуказанные характеристики изоляции трансформаторов.

Для оценивания целесообразности применения предложенной модели проводилось ее сравнение с регрессионной моделью  $Y_r$  (8), построенной на основе обучающей выборки (1), содержащей нормированные значения входных параметров:

$$Y_r = 1,1468 - 0,2856x_1 + 0,144x_2 - 0,0312x_3 - 0,3151x_4. \quad (8)$$

Для проверки эффективности применения построенной нейросетевой модели для диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока проводилось экспериментальное исследование на данных тестовой выборки, содержащей значения диагностических характеристик  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$  492-х экземпляров, не входящих в обучающую выборку.

Результаты экспериментов приведены в табл. 3, где используются такие обозначения:  $K_{on}$  – количество трансформаторов тока, у которых основная изоляция пригодна к эксплуатации, однако неверно отнесена к числу непригодных для дальнейшего использования;  $K_{ог}$  – количество трансформаторов тока, у которых основная изоляция непригодна к эксплуатации, однако неверно отнесена к числу пригодных для дальнейшего использования;  $K_o = K_{on} + K_{ог}$  – количество ошибочно классифицированных трансформаторов;  $P_o$  – ошибка распознавания (6).

Таблица 3

Результаты экспериментов

Критерий сравнения	Обучающая выборка		Тестовая выборка	
	Регрессионная модель (8)	Нейросетевая модель (7)	Регрессионная модель (8)	Нейросетевая модель (7)
$K_o$	26	3	63	8
$K_{on}$	2	3	14	8
$K_{ог}$	24	0	49	0
$P_o$	0,081	0,0094	0,128	0,016

Как видно из табл. 3, предложенная нейросетевая модель обеспечивает лучшие значения ошибки распознавания (0,0094 по сравнению с 0,081), что подтверждает целесообразность ее применение на практике. Показатели  $K_o$ ,  $K_{on}$  и  $P_o$  несколько увеличились на данных тестовой выборки (так, например, значение ошибки распознавания возросло с 0,0094 до 0,016). Не смотря на это, нейросетевая модель более адекватна и вполне приемлема для практического применения в отличии от регрессионной модели. Важно отметить, что все случаи ошибочной классификации с помощью синтезированной нейромодели относятся к ситуациям, когда экземпляры (основная изоляция трансформаторов) являются пригодными к эксплуатации, однако неверно отнесены к непригодным для дальнейшего использования. Следовательно, даже те редкие случаи ошибочной классификации с помощью предложенной модели (7) не приведут к продолжению эксплуатации аварийноопасного трансформатора, а лишь вызовут необходимость дополнительного исследования экземпляров, являющихся пригодными для дальнейшего использования.

Таким образом, результаты экспериментов показали, что построенная нейросетевая модель обеспечивает приемлемую точность и может быть использована для диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока, на основе измеряемых значений входных параметров.

## ВЫВОД

В работе решена актуальная задача автоматизации процесса диагностирования состояния бумажно-масляной изоляции измерительных трансформаторов тока.

Научная новизна работы заключается в том, что предложена диагностическая нейросетевая модель, которая представляет собой иерархическую структуру, содержащую вычислительные элементы (нейроны), и позволяет выполнять диагностирование состояния основной изоляции трансформаторов тока по измеряемым значениям входных характеристик (тангенс угла диэлектрических потерь основной изоляции под рабочим напряжением, емкость основной изоляции, температура окружающей среды, влажность воздуха окружающей среды).

Практическая ценность полученных результатов заключается в том, что разработано программное обеспечение, реализующее предложенную нейросетевую модель, принимающую в качестве входных данных значения характеристик изоляции измерительных трансформаторов ( $x_1, x_2, x_4$ ) и значение фактора окружающей среды, влияющего на точность полученных характеристик изоляции ( $x_3$ ). Модель позволяет выполнять диагностирование состояния основной изоляции трансформаторов тока и делать вывод о возможности их дальнейшей эксплуатации с большой вероятностью адекватности вывода ( $\approx 0,984$ ).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Рассальский А.Н., Сахно А.А., Конограй С.П., Спица А.Г., Гук А.А. Анализ методов непрерывного контроля характеристик изоляции трансформаторов тока и вводов на подстанциях 330-750 кВ // Вісник КДПУ ім. М. Остроградського. – 2009. – №3 (56), ч.1. – С. 67-70.
2. Боянич Б., Поляк М. Измерительные трансформаторы – диагностика как предпосылка надежной работы // Электротехнический институт, Загреб. – 2007. – №1. – С. 26-37.
3. Сахно А.А. Математическая модель прогноза остаточного ресурса трансформаторов тока 330-750 кВ с бумажно-масляной изоляцией конденсаторного типа // Вісник НТУ "ХПИ" – 2010. – №55. – С. 97-105.
4. Гук Ю.Б. Теория надежности в электроэнергетике: Учеб. пособие для вузов. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 208 с.
5. Фокин Ю.А., Туфанов В.А. Оценка надежности систем энергоснабжения. – М.: Энергоатомиздат, 1981. – 224 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – СПб: Издательский дом "Вильямс", 2005. – 1104 с.
7. Руденко О.Г., Бодянский Є.В. Штучні нейронні мережі. – Х.: Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.
8. Субботин С.А., Олейник А.А., Гофман Е.А., Зайцев С.А., Олейник А.А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов. – Х.: ООО "Компания Смит", 2012. – 317 с.
9. Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткіологічних і нейромережних моделей. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
10. Сахно А.А. Алгоритм измерения тангенса угла диэлектрических потерь основной изоляции трансформаторов тока и вводов 330-750 кВ при непрерывном контроле, под рабочим напряжением // Електротехніка і електромеханіка – 2010. – №2. – С. 54-56.
11. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети: Теория и практика. – М.: Горячая линия-Телеком, 2001. – 382 с.
12. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. – М.: Вильямс, 2006. – 1408 с.

**Bibliography (transliterated):** 1. Rassalskiy A.N., Sakhno A.A., Konograj S.P., Spitsa A.G., Guk A.A. The analyze of the online-monitoring methods of the main isolation of current transformers and bushings 330-750 kV. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskiy National University*, 2009, no.3 (56), part 1, pp. 67-70. 2. Bojanich B., Poljak M. Izmeritel'nye transformatory – diagnostika kak predposylka nadezhnoy raboty. *Zagreb Electrotechnical Institute*, 2007, no.1, pp. 26-37. 3. Sakhno A.A. Mathematical model for prediction of the remaining resource of current transformers of 330-750 kV with paper-oil insulation. *Bulletin of NTU "KhPI"*, 2010, no.55, pp. 97-105. 4. Guk Yu.B. *Teoriya nadezhnosti v elektroenergetike: High school book*. Leningrad, Energoatomizdat Publ., 1990. 208 p. 5. Fokin Yu.A., Tufanov V.A. *Ocenka nadezhnosti sistem energosnabzheniya*. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1981. 224 p. 6. Hajkin S. *Nejronnye seti: polnyj kurs*. St.Petersburg, Williams Publ., 2005. 1104 p. 7. Rudenko O.H., Bodianskiy Ye.V. *Shtuchni neironni merezhi*. Kharkiv, SMIT Company, 2006. 404 p. 8. Subbotin S.A., Olejnik A.A., Gofman E.A., Zajcev S.A., Olejnik A.A. *Intellectual'nye informacionnye tehnologii proektirovanija avtomatizirovannyh sistem diagnostirovanija i raspoznavanija obrazov*. Kharkov, SMIT Company, 2012. 317 p. 9. Subbotin S.O., Oliinyk A.O., Oliinyk O.O. *Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyagentni metody sintezu nechitkolohichnykh i neiromerezhnykh modelei*. Zaporizhzhia, ZNTU Publ., 2009. 375 p. 10. Sakhno A.A. A dielectric dissipation measurement algorithm for the main insulation of current transformers and 330-750 kV bushings under on-line monitoring. *Electrical engineering & electromechanics*, 2010, no.2, pp. 54-56. 11. Kруглов V.V., Борисов V.V. *Iskusstvennye nejronnye seti: Teoriya i praktika*. Moscow, Gorjachaja liniya-Telekom Publ., 2001. 382 p. 12. Рассел S., Норвиг P. *Iskusstvennyj intellekt: sovremennyj podhod*. Moscow, Williams Publ., 2006. 1408 p.

Поступила (received) 07.10.2013

Скрупская Людмила Степановна<sup>1</sup>, ассистент,  
Олейник Андрей Александрович<sup>1</sup>, к.т.н., доц.,  
Сахно Александр Анатольевич<sup>1</sup>, к.т.н., ст. преп.,  
<sup>1</sup> Запорожский национальный технический университет,  
69063, Запорожье, ул. Жуковского, 64,  
тел/phone +38 061 7698549, e-mail: skrupskaya\_ls@mail.ru

L.S. Skrupskaya<sup>1</sup>, A.O. Oliinyk<sup>1</sup>, A.A. Sakhno<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> Zaporozhye National Technical University  
64, Zhukovsky Str., Zaporozhye, 69063, Ukraine

### Model building for current transformer paper-oil insulation state diagnostics.

A feedforward neural network based diagnostic model of oil-impregnated paper insulation of a current transformer has been developed. Its experimental validation as compared with a regression model has been performed.

**Key words – diagnostics, transformer equipment, insulation, a neural network.**