

УДК 004.93'1

И.А. Андреев
Санкт-Петербург, Россия

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДИКИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДЕФЕКТОВ ИЗОЛЯЦИИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

I.A. Andreev
St.-Petersburg, Russia

IMPROVING THE EFFICIENCY METHOD OF IDENTIFICATION INSULATION DEFECTS OF POWER EQUIPMENT

Рассмотрены проблемы идентификации технологических дефектов высоковольтной изоляции электрических машин. Изложены основные способы повышения эффективности распознающих систем.

РАСПОЗНАЮЩИЕ СИСТЕМЫ. ДЕФЕКТЫ. ЧАСТИЧНЫЕ РАЗРЯДЫ.

The problems of identifying technological defects high voltage insulation of electrical machines. The basic ways to increase efficiency recognition systems

RECOGNITION SYSTEMS. DEFECT. PARTIAL DISCHARGES.

В последние десятилетия в мировой практике резко возрос практический интерес к разработке информативных и надежных методов диагностики состояния изоляционных систем высоковольтной энергетической аппаратуры (трансформаторов, кабелей, электрических машин и т. д.). Один из наиболее эффективных способов – диагностика по характеристикам частичных разрядов (ЧР). Появление мощных технических средств привело к созданию современных высокочувствительных измерительных регистраторов ЧР, разработке и внедрению методов идентификации дефектов (источников ЧР), основанных на математических методах распознавания образов [1–3] (искусственных нейронных сетей, нечеткой логике, фрактальном и вейвлет-анализе и др.), которые ранее были представлены в других областях науки и техники. С внедрением новой техники улучшились возможности для разработки технической аппаратуры и методик проведения диагностики изоляции энергетического оборудования по характеристикам ЧР в заводских условиях при приемо-сдаточных испытаниях.

Для высоковольтного электроэнергетического оборудования проблема контроля и технического диагностирования стоит особенно остро из-за большой ответственности выполняемых им

функций. Успех ее решения во многом зависит от выбора контролируемых параметров, а также от умения предсказать момент отказа на основании системного анализа критериев работоспособности путем использования интеллектуальных прогностических алгоритмов.

Хорошо известно, что работоспособность электрических машин высокого напряжения (турбо- и гидрогенераторов) определяется надежностью систем изоляции статорной обмотки, которая, в свою очередь, зависит от характера и интенсивности возникающих ЧР. Следует учитывать, что в отличие от других диагностических методов, основанных на измерениях электрических характеристик (регистрации диэлектрических потерь, измерения абсорбционных характеристик и т. д.), измерение характеристик ЧР может выявлять локальные дефектные области и идентифицировать наиболее опасные типы ЧР, что обуславливает преимущество данного метода. Необходимым условием для этого является разработка эффективного алгоритма и программы идентификации дефектов изоляции по характеристикам ЧР, которые могли бы использоваться в заводских условиях для контрольных испытаний.

С этой целью разработан алгоритм распо-

знавания технологических дефектов изоляции статорной обмотки, основанный на использовании обучающей выборки, формируемой из серии модельных испытательных образцов, в которых посредством создания в них искусственных дефектов реализовывалась возможность возникновения ЧР, присущих реальной изоляции статорных обмоток высоковольтных электрических машин. Для максимального приближения к реальным условиям изготовления модельных образцов производилось из электроизоляционных материалов и в соответствии с технологическим процессом, принятым на заводах-изготовителях мощных электрических машин. В модельных образцах были реализованы пять типов ЧР, наиболее распространенных в реальных условиях: в газовом включении в корпусной изоляции; в газовом «расслоении» между слоями изоляции и внутреннего проводящего покрытия; в краевой области проводящего покрытия; в дефекте полупроводящего лобового покрытия; в дефекте проводящего пазового покрытия.

Измерение характеристик ЧР проводилось электрическим методом посредством амплитудной и фазовой дискриминации с помощью цифрового измерительного комплекса «СКИТ» ЧР (произ-

водства СПбГПУ). Испытания проводились на переменном напряжении (50 Гц) при комнатной температуре.

Амплитудно-фазовые спектры ЧР, регистрируемые измерительным комплексом, представляли собой т. н. *точечные распределения импульсов ЧР* ($n_{\text{ЧР}} - Q_{\text{ЧР}} - \varphi$). Такая форма спектра содержит полную информацию о характеристиках ЧР. Однако размерность ($n_{\text{ЧР}} - Q_{\text{ЧР}} - \varphi$)-спектра высока, что снижает эффективность распознавания типов дефектов. Поэтому проводилось снижение его размерности путем преобразования в двухмерные ($Q_{\text{максЧР}} - \varphi$); ($Q_{\text{ЧРср}} - \varphi$); ($n_{\text{ЧР}} - \varphi$)-распределения за счет разбиения временной оси на определенное количество интервалов, в которых рассчитывались соответствующие параметры ЧР (рис. 1). Следующий этап – расчет и извлечение различительных характеристических признаков спектров ЧР. Размерность признакового пространства максимально минимизировалась, поскольку при этом сокращалось количество требуемых измерений и улучшалась статистическая устойчивость результатов распознавания.

В ходе работы показано, что спектры ЧР достаточно полно характеризуют дефект-источник ЧР, однако для возможности автоматизации требуется построить математическую модель, опи-

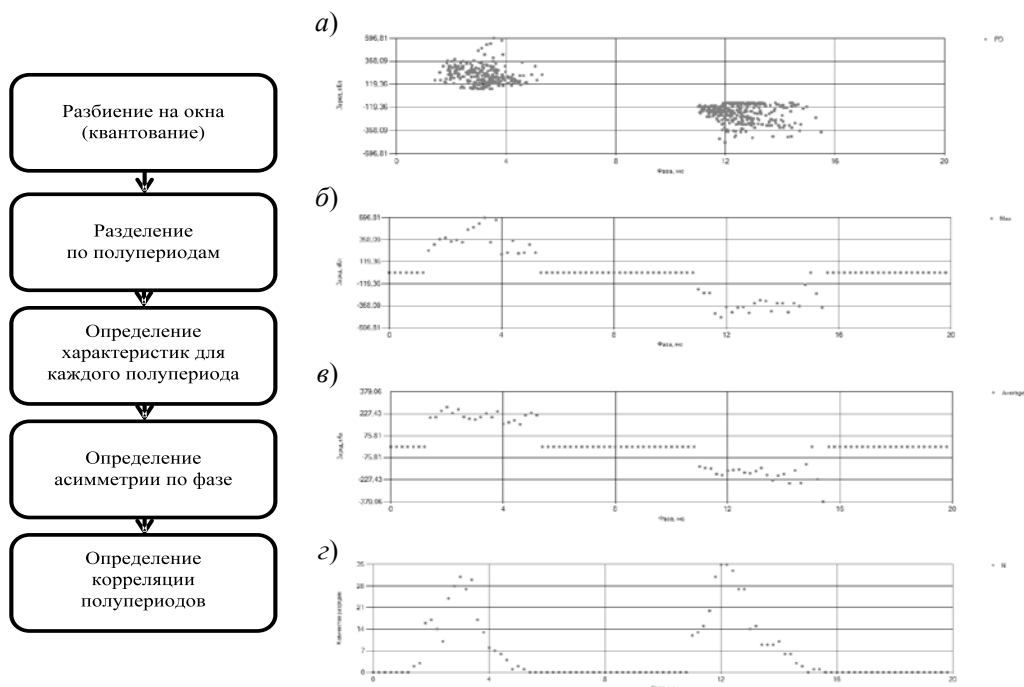


Рис. 1. Минимизация размерности спектров ЧР и гистограммы:
 а – зарегистрированного ($n_{\text{ЧР}} - Q_{\text{ЧР}} - \varphi$)-распределения импульсов ЧР; б – рассчитанного ($Q_{\text{максЧР}} - \varphi$)-распределения;
 в – ($Q_{\text{ЧРср}} - \varphi$)-распределения; г – ($n_{\text{ЧР}} - \varphi$)-распределения

сывающую спектры ЧР при помощи набора некоторых характеристических признаков, причем каждый из признаков должен иметь соответствующий вес в полученной модели.

В ранее существовавших методиках [4, 5] выбор характеристических признаков и их весов производился на основе прошлого опыта, интуиции или простого предположения. Такой подход существенно снижает качество распознавания. В частности, использовались следующие статистические характеристики:

$$q_{\text{ЧР}}^- = \frac{\sum_{i=1}^N q_{i\text{ЧР}} p_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \text{ – математическое ожидание;}$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{ЧР}} - q_{\text{ЧР}}^-)^2 p_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \text{ – дисперсия;}$$

$$S = \frac{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{ЧР}} - q_{\text{ЧР}}^-)^3 p_i}{\sigma^3 \sum_{i=1}^N p_i} \text{ – коэффициент асим-}$$

метрии;

$$K = \frac{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{ЧР}} - q_{\text{ЧР}}^-)^4 p_i}{\sigma^4 \sum_{i=1}^N p_i} - 3 \text{ – коэффициент}$$

эксцесса.

В разработанной методике в математическую модель вводятся дополнительные характеристические признаки, описывающие корреляцию между формами и сдвиг по фазе спектров ЧР на положительном и отрицательном полупериодах.

$$CC_{Q_{\text{cp}}} = \frac{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{cp}}^+ - \bar{q}_{\text{cp}}^+) (q_{i\text{cp}}^- - \bar{q}_{\text{cp}}^-)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{cp}}^+ - \bar{q}_{\text{cp}}^+)^2 \sum_{i=1}^N (q_{i\text{cp}}^- - \bar{q}_{\text{cp}}^-)^2}} \text{ –}$$

коэффициент корреляции ($Q_{\text{ЧРcp}} - \varphi$)-спектра;

$$CC_{Q_{\text{max}}} = \frac{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{max}}^+ - \bar{q}_{\text{max}}^+) (q_{i\text{max}}^- - \bar{q}_{\text{max}}^-)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (q_{i\text{max}}^+ - \bar{q}_{\text{max}}^+)^2 \sum_{i=1}^N (q_{i\text{max}}^- - \bar{q}_{\text{max}}^-)^2}} \text{ –}$$

коэффициент корреляции ($Q_{\text{максЧР}} - \varphi$)-спектра;

$$CC_n = \frac{\sum_{i=1}^N (n_i^+ - \bar{n}^+) (n_i^- - \bar{n}^-)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (n_i^+ - \bar{n}^+)^2 \sum_{i=1}^N (n_i^- - \bar{n}^-)^2}} \text{ –}$$

коэффициент корреляции ($n_{\text{ЧР}} - \varphi$)-спектра;

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^N Q_i^-}{\sum_{i=1}^N n_i^-} \text{ – отношение}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^N Q_i^+}{\sum_{i=1}^N n_i^+}$$

среднего значения разрядов;

$$\Phi = \frac{(\varphi_{\text{max}}^- - \varphi_{\text{min}}^-) - (\varphi_{\text{max}}^+ - \varphi_{\text{min}}^+)}{\tau} \text{ –}$$

сдвиг по фазе середины спектра;

$$\Phi_{\text{max}} = \frac{\varphi_{\text{max}}^- - \varphi_{\text{max}}^+}{\tau} \text{ – сдвиг по фазе}$$

максимального разряда на полупериоде;

$$\Phi_{\text{cp}} = \frac{\varphi_{\text{cp}}^- - \varphi_{\text{cp}}^+}{\tau} \text{ – разница}$$

в длине спектра на полупериоде,

где $\sum Q_i^-$ и $\sum Q_i^+$ – сумма значений кажущегося заряда ЧР; $\sum n_i^-$ и $\sum n_i^+$ – суммарное количество импульсов ЧР; φ^- и φ^+ – фазы возникновения импульсов ЧР на отрицательном и положительном полупериодах, соответственно; τ – продолжительность полупериода.

Правильное определение весов для каждого из характеристических признаков определяет эффективность алгоритма распознавания. В разработанной методике эта цель достигается за счет использования дискриминантного анализа. Значения характеристических признаков спектров ЧР, составляющих обучающую выборку, формируют базу данных, которая использовалась для установления канонических дискриминантных функций при определении границ кластеров для каждого типа изучаемых ЧР, а также для распознавания технологических дефектов изоляции элементов и статорной обмотки в сборе. Кластеризация (выделение классов источников ЧР) проводилась путем нахождения такой линейной комбинации дискриминантных переменных, которая оптимально разделяет рассматриваемые модели:

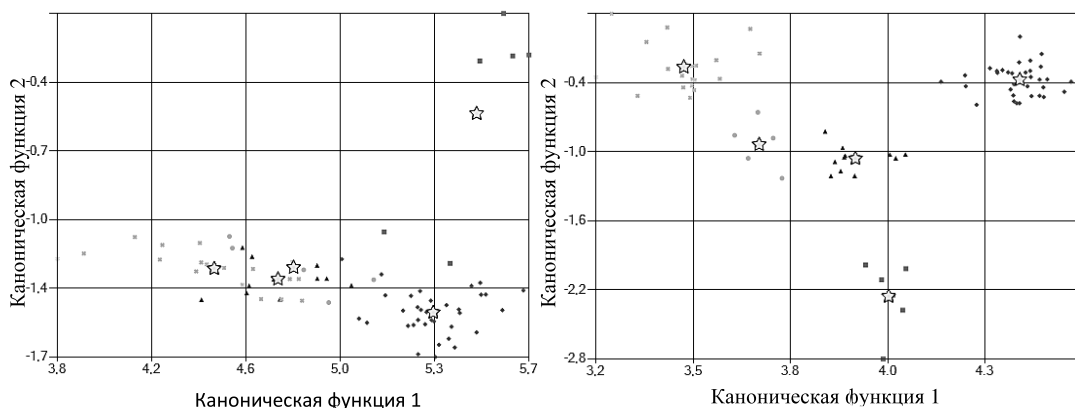


Рис. 2. Диаграммы рассеяния канонических значений для пар наиболее значимых дискриминантных функций, рассчитанных с использованием только центральных моментов (слева) и всех характеристических признаков (справа), для каждого из исследованных модельных образцов

$$d_{km} = \beta_0 + \beta_1 * x_{1km} + \dots + \beta_p * x_{pkm}$$

где d_{km} – значение канонической дискриминантной функции для m -го объекта в группе k ($m = 1, \dots, n, k = 1, \dots, g$); x_{pkm} – значение дискриминантной переменной X_i для m -го объекта в группе k ; β_0, \dots, β_p – коэффициенты дискриминантной функции. В качестве классификатора использовался линейный дискриминант Фишера.

Для экспериментальной оценки качества распознавания разработанного алгоритма обучающая выборка была случайным образом разделена на две части: обучающую и проверочную выборку.

При проведении дискриминантного анализа и последующей идентификации типа дефекта по очереди использовались две разные математические модели. Первая модель основана на применении характеристических признаков, которые ранее использовались в существующих методиках идентификации, вторая модель включала в себя признаки, предложенные в настоящей статье. Результаты этого анализа представлены на рис. 2.

На диаграмме разными маркерами обозначены

точки, принадлежащие разным классам, а символом «звездочка» обозначены центры кластеров, соответствующих разным типам дефектов.

Из диаграмм видно, что при использовании существующей модели многие кластеры расположены слишком близко друг к другу или пересекаются, что определяет низкое качество распознавания. В то же время, диаграмма, построенная с использованием разработанной математической модели, лишена этих недостатков.

Для определения качества распознающей системы дефект каждого из элементов проверочной выборки определялся при помощи линейного дискриминанта Фишера, а близость к какому-либо кластеру определялась с использованием расстояния Махаланобиса. Результаты идентификации приведены в таблице.

Таким образом, показано, что использование разработанной математической модели амплитудно-фазовых спектров ЧР позволяет увеличить эффективность распознающей системы, предназначенной для идентификации дефектов изоляции, более чем на 20 %.

Результаты идентификации дефектов изоляции

Модель	Размер обучающей выборки	Размер проверочной выборки	Количество верно определенных данных	Доля правильно определенных типов дефектов, %
Существующая модель	76	142	92	64
Разработанная модель	76	142	123	87

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Hozumi, N.** Discrimination of Partial Discharge Patterns Using a Neural Network [Text] / N. Hozumi, T. Okamoto, T. Imajo // IEEE Trans. Elect. Insulation. –1992. –Vol. 27. –№ 6. –P. 550–556.
2. **Hoof, M.** PD Source with Novel Discharge Parameters using Counterpropagation Neural Network [Text] / M. Hoof, B. Flesleben, R. Patsch // IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –1997. –Vol. 4. –P. 17–34.
3. **Salama, M.M.,** Fuzzy Logic Applied to PD Pattern Classification [Text] / M.M. Salama, R. Bartnikas // IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –2000. –Vol. 7. –P. 118–123.
4. **Sahoo, N.C.** Trends in Partial Discharge Pattern Classification: A Survey [Text] / N.C. Sahoo, M.M.A. Salama, R. Bartnikas // IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –2005. –Vol. 12. –P. 248–268.
5. **Contin, A.** Searching for Indexes Suitable for Rotating Machines Diagnosis [Text] / A. Contin [et al.] // Proc. Int. Symp. Elec. Insulation. –2006. –P. 101–105.

REFERENCES

1. Hozumi N., Okamoto T., Imajo T. Discrimination of Partial Discharge Patterns Using a Neural Network / IEEE Trans. Elect. Insulation. –1992. –Vol. 27. –№ 6. –P. 550–556.
2. Hoof M., Flesleben B., Patsch R. PD Source with Novel Discharge Parameters using Counterpropagation Neural Network / IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –1997. –Vol. 4. –P. 17–34.
3. Salama M.M., Bartnikas R. Fuzzy Logic Applied to PD Pattern Classification / IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –2000. –Vol. 7. –P. 118–123.
4. Sahoo N.C., Salama M.M., Bartnikas R. Trends in Partial Discharge Pattern Classification: A Survey / IEEE Trans. Dielec. Elect. Insulation. –2005. –Vol. 12. –P. 248–268.
5. Contin A. et al. Searching for Indexes Suitable for Rotating Machines Diagnosis / Proc. Int. Symp. Elec. Insulation. –2006. –P. 101–105.