

оценки состояния использоваться дополнительные частичные выводы о техническом состоянии электрооборудования.

Предложенная иерархическая схема нечеткого логического вывода для оценки технического состояния применима для различных элементов электрических систем. На рис.1 в качестве примера представлена разработанная иерархическая структурная схема нечеткого логического вывода о техническом состоянии и принятия решений о стратегии дальнейшей эксплуатации силового масляного трансформатора, используемая в разрабатываемой прототипной экспертной системе.

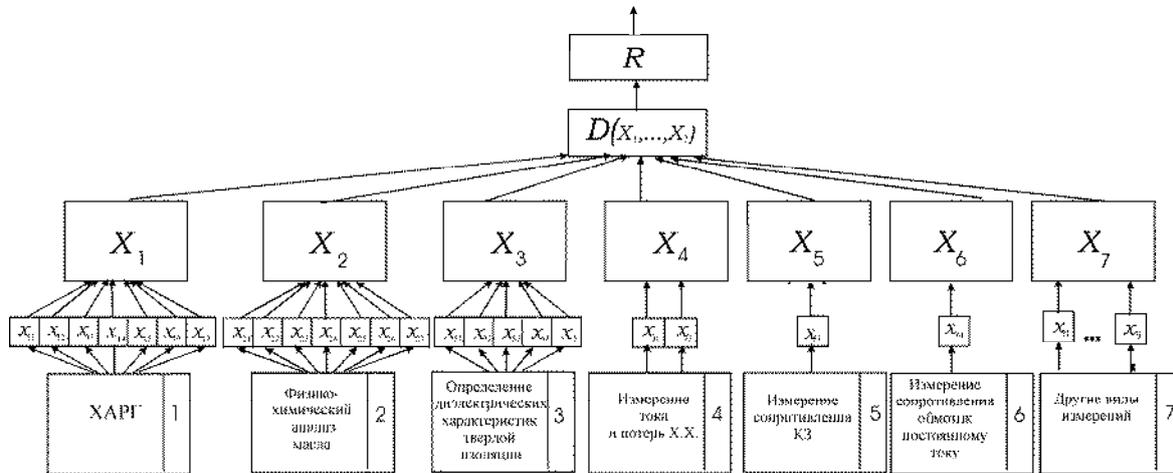


Рисунок 1 - Иерархическая структурная схема нечеткого логического вывода о техническом состоянии масляного трансформатора

Прогнозирование технического состояния и остаточного ресурса электрооборудования.

В процессе эксплуатации электрооборудования, очень важно не только определять его техническое состояние (т.е. знать какими характеристиками обладает оборудование в данный момент времени) и сработанный ресурс (интегральная характеристика технического состояния), но и предвидеть техническое состояние и остаточный ресурс в будущий отрезок времени , чтобы можно было своевременно принять меры по предотвращению отказов. Необходимость определения этих характеристик электрооборудования в основном возникает при продлении срока службы оборудования за пределы нормативного срока, а также при планировании контроля технического состояния с целью безопасной его эксплуатации и определения эффективной стратегии управления техническим состоянием путем своевременного переключения на резерв, вывода в ремонт или перехода на новые рабочие режимы.

Довольно часто при прогнозировании ресурса электрооборудования используются подходы, не учитывающие случайный характер процессов деградации параметров технического состояния оборудования и не оценивающих достоверность прогноза. Существующие более точные методы прогнозирования технического состояния и остаточного ресурса безопасной эксплуатации основывается на определении объективных закономерностей развития дефектов и повреждений, статистической обработки данных, экстраполяции трендов до предельно допустимых значений и на вероятностной оценке значений показателей. Кроме того, при прогнозировании ресурса отдельных единиц электрооборудования часто приходится работать со статистическими данными, отличительной чертой которых является значительный уровень неопределенности, обусловленной с одной стороны фактором случайности, а с другой – нечеткости.

В настоящее время известно две группы фактографических методов для прогнозирования технического состояния и остаточного ресурса оборудования, которые ориентируются на данных об объекте прогнозирования и его прошлом развитии [10,11]:

а) статистические, базирующийся на статической обработке данных об отказах и ресурсах аналогов, когда по параметрам технического состояния нет ретроспективных данных (не используется стратегия обслуживания по техническому состоянию);

б) экстраполяционные , основанные на анализе тренда параметров технического состояния электрооборудования.

При использовании экстраполяционных методов, предполагающих наличие ретроспективных данных по параметру технического состояния ($t_i, x_i, i=1, \dots, M$), определение остаточного ресурса заключается в расчете времени, в течении которого электрооборудование по определенному параметру технического состояния x_i с момента последней диагностики будет находиться в работоспособном состоянии. Целью прогнозирования является построение адекватной прогнозной при этом модели и определение времени достижения интересующим параметром технического состояния предельного значения. Принятые в прототипной экспертной системе оценки технического состояния и прогнозируемого ресурса трансформатора используются экстраполяционные мо-

дели, построенные на базе регрессионного анализа в которых значения параметра технического состояния $x(t)$ определяются

$$x(t) = F(t, a, b, \dots) + \varepsilon(t) \quad (4)$$

где $F(t, a, b, \dots)$ – выбранная функция с неизвестными параметрами a, b, \dots ;

$\varepsilon(t)$ – нормальный стационарный процесс с нулевым средним, описывающий помеху.

Имея временной ряд данных диагностики $(t_i, x_i, i=1, \dots, M)$ по методу наименьших квадратов оцениваются коэффициенты уравнения тренда.

$$\tilde{x}(t) = F(t, a, b, \dots) \quad (5)$$

Используемые в (4) функции F , отражающие тенденцию динамики изменения рассматриваемого показателя $x(t)$ ориентируются на известные основные типы линии тренда:

$$\tilde{x}(t) = a' + b' \cdot t_i; \quad \tilde{x}(t) = a' + b' \cdot t + c' \cdot t^2;$$

$$\tilde{x}(t) = \exp(a' + b' \cdot t_i); \quad \tilde{x}(t) = a' + b' / t;$$

$$\tilde{x}(t) = a' + b' \cdot \ln \cdot t_i;$$

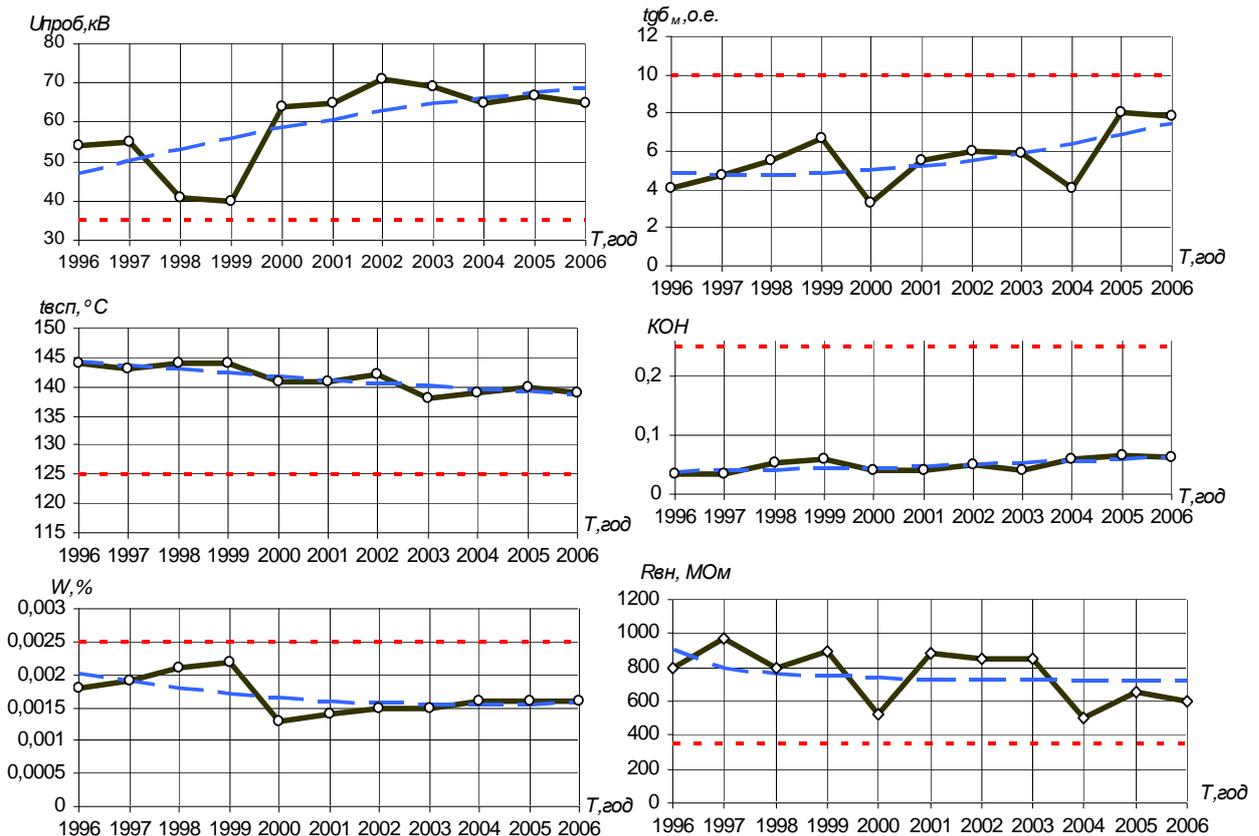
Для выбора модели тренда оценивается дисперсия ошибки s^2 по каждой зависимости

$$s^2 = \sum_{i=1}^N (x - \tilde{x}_i) / (m - p) \quad (6)$$

где \tilde{x}_i – значения параметра технического состояния объекта в момент времени t_i , рассчитанное по соответствующей (выбранной) модели; p – число параметров в модели. Выбирают модель, имеющую минимальное значение s^2 .

Прогнозируемый остаточный ресурс определяется решением уравнения

$$\tilde{x}(t) = x_n \rightarrow t_n; \quad t_{oc} = t_n - t_m, \quad (7)$$



($U_{проб}^{min}$ – пробивное напряжение; $tg\delta_m$ – тангенс угла диэлектрических потерь; W – влажность масла; $T_{всп}$ – температура вспышки, $КОИ$ – кислотное число; $R_{вн}$ – сопротивление изоляции обмотки высшего напряжения): для ТДТН - 63000/110

Рисунок 2 - Линии трендов (----) параметров технического состояния силового трансформатора, определенные на основе мониторинга физико-технических характеристик трансформаторного масла

где x_n - предельное значения параметра технического состояния; t_m - время последней диагностики. Гарантированный остаточный ресурс t_{oc}^c определяется из уравнения (7), но при гарантированных оценках коэффициентов уравнения регрессии.

Используя вышеописанный алгоритм прогнозирования остаточного ресурса в соответствующем программном модуле блока “Прогнозирование остаточного ресурса” прототипной экспертной системы оценки технического состояния и прогнозирования остаточного ресурса силового трансформатора на основании измерений параметров технического состояния, развернутых во времени, вычисляются параметры и выбирается наиболее приемлемая модель тренда и на этой основе прогнозируется будущее изменение, выдаются рекомендации по планированию периодичности контроля, определяются скорости изменения параметров в разные периоды времени эксплуатации и сроки приближения параметров к предельным значениям. На рис.2 представлены типичные линии трендов параметров технического состояния силовых трансформаторов одной из электростанций Украины определенные на основе мониторинга физико-химических характеристик трансформаторного масла и сопротивления изоляции обмоток трансформатора. Аналогичные линии трендов определяются на основе мониторинга других характеристик, например, концентраций газов, определяемых по результатам ХАРГ.

Использование нейросетей для оценки технического состояния и прогнозирования ресурса трансформаторов.

Система диагностирования технического состояния в предлагаемой структуре прототипной экспертной системы основывается на нескольких методах диагностической оценки: анализе оперативных трендов, использовании экспертной базы правил, системы выводов, основанных на нечеткой логике, системы выводов, основанных на использовании метода искусственных нейронных сетей. Реализованы также алгоритмы гибридизации системы диагностирования для возможности получения объективной оценки технического состояния путем сравнения выводов, полученных разными методами. Важное место в прототипной экспертной системе для идентификации вида и характера дефектов трансформатора по оперативным данным и данным испытаний и анализов, а также прогнозирования изменения технического состояния и остаточного ресурса трансформатора отводится использованию нейросетевых методов [7].

Сложность такого объекта как силовой трансформатор определяется его многомерностью и нелинейностью поведения при возникновении и развитии дефектов. Исходным предположением при предсказании его поведения является отсутствие верифицированной математической модели. Как правило имеются данные, описывающие эволюцию трансформатора за определенный период времени. Наличие таких данных позволяет непосредственно аппроксимировать дискретно заданную временную последовательность с помощью нейросетевой модели. Однако факторы многомерности и нелинейности рассматриваемого объекта довольно сильно искажают ее подбор. Применение стандартных моделей [10,11], таких как трендовые и регрессионные, используемых в задачах предсказания, часто становится затруднительным. Поэтому возникает необходимость применения нейросетевых подходов для предсказания поведения временных последовательностей. Вместе с тем, одним из недостатков существующих стандартных алгоритмов прогнозирования с помощью нейронных сетей является то, что они работают с данными, представленными в виде чисел [9]. Но в реальных задачах приходится сталкиваться с данными, о которых известна их принадлежность к какому-то определенному типу. Например, данные могут быть заданы интервально $x \in [x_{\max}, x_{\min}]$, в виде нечеткой переменной или лингвистической переменной.

Предположим что нечеткий временной ряд создан нечеткой переменной “примерно x ”, $\tilde{x} = \bigcup_j x_i^j / \mu(x_i^j)$,

где $x_i^j, \mu(x_i^j)$ - значения i -й нечеткой переменной многомерного ряда и ее функции принадлежности момент времени $t = t_j$. Временной ряд в таком случае можно охарактеризовать двумя параметрами $x(t), r_x(t) = [x_{\max}, x_{\min}]$, где $r_x(t)$ - размах значений, и значением $\mu(x(t_j))$. В данном случае прогнозирование нечеткого временного ряда можно выполнить независимо в отдельности для $x(t), r_x(t)$ и $\mu(x(t))$ и в таком случае имеем три комитета нейронных сетей с соответствующими рядами $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $r_x = (r_1, r_2, \dots, r_n)$, $\mu = (\mu(x), \mu(x), \dots, \mu(x))$, причем прогноз значений каждого ряда выполняется автономно. Разбив временной ряд длины n на окна длиной l можно сформировать обучающую, валидационную тестовую последовательности

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1, x_2, \dots, x_l \\ x_2, x_3, \dots, x_l, x_{l+1} \\ \dots \\ x_k, x_{k+1}, \dots, x_{l+i-1}, x_n \end{array} \right\}$$

Обучающая последовательность при этом имеет вид:

$$(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{l+i-1}) \rightarrow x_{l+i}, \quad i = 1, \dots, n-l$$

Если для упрощения анализа считать, что на протяжении всего времени существования временного ряда характер функции принадлежности остается неизменным, то задачу прогнозирования можно решать создав независимые отдельные комитеты нейронных сетей для прогнозирования значений $x = (x_1, \dots, x_n)$ и $r_x = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ соответственно или же путем расширения множества входных признаков, т.е. все элементы кортеджа $\{x, r_x, \mu_x\}$ считать компонентами некоторого входного вектора.

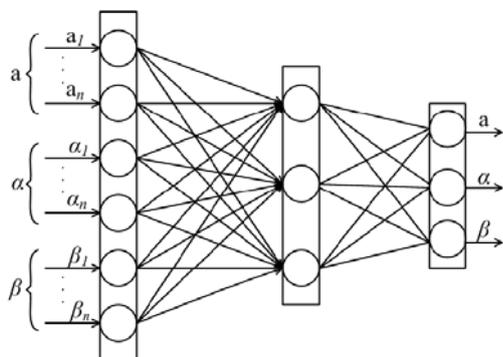


Рисунок 3 - Общая нейросетевая схема прогнозирования нечеткого временного ряда.

На рис.3 представлена общая нейросетевая реализация прогнозируемого нечеткого временного.

В процессе обучения наиболее эффективной функцией ошибки $\{a, \alpha, \beta\}$ является функция, которая минимизируется для трех выходов.

$$\gamma = \left(\sum_j [(a_j - a_j^d)^2 + (\alpha_j - \alpha_j^d)^2 + (\beta_j - \beta_j^d)^2] \right)^{\frac{1}{2}}$$

ЛИТЕРАТУРА

1. Алексеев Б.Л. Контроль состояния крупных силовых трансформаторов. –М.: Издательство НЦ ЭНАС, 2002.-216с.
2. Назарычев А.Н. Выбор рациональной стратегии ремонтов электрооборудования //Энергетика: экономика, технология, экология. –Киев: НТУУ «КПИ», 2001.-№1. –с.32-38.
3. Структура экспертно-диагностической и информационной системы оценки состояния высоковольтного оборудования /Давиденко И.В., Голубев В.П., Комаров В.И., Осотов В.Н. // Электрические станции. 1997. №6. с.25-27.
4. Ротштейн А.П. Медицинская диагностика на нечеткой логике. – Винница: Континент-ПРИМ, 1996. – 132с.
5. Объем и нормы испытаний электрооборудования. –6-е изд.перераб. и доп. РД 34.45-51.300-97.М.: Изд во НЦ ЭНАС, 2001
6. Костерев Н.В, Бардик Е.И. Нечеткое моделирование электрооборудования для оценки технического состояния и принятия решений о стратегии дальнейшей эксплуатации. Технічна електродинаміка. – 2006. – Тематичний випуск “Проблеми сучасної електротехніки”. Частина 3. Київ, 2006, с.39-43.
7. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001, - 382с.
8. Блинов С.Д. Brainmarker – прогнозирование на финансовых рынках // Открытые системы, 1998, №4. – с7-11.
9. Яковлев В.Л., Яковлев Г.Л., Хисицкий Л.А. Создание математических моделей прогнозирования при помощи нейросетевых алгоритмов // Информационные технологии.
10. Афанасьев В.Н., Юзбашев Н.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 288с.
11. Калмуцкий В.С. Прогнозирование ресурса деталей машин и элементов конструкций. – Кишинев, “Штинда”, 1989. – 160с.

Рекомендовано д.т.н. Ковальовим О.П.