

## АДАПТИВНАЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ СИСТЕМА ВЫВОДА (ANFIS) ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ НЕИСПРАВНОСТЕЙ В ЛИНИЯХ ЭЛЕКТРОПЕРЕДАЧИ

*Елистратов В.В.*

*Самарский государственный технический университет, г. Самара*

**Ключевые слова:** нечеткие нейронные сети (FNN), адаптивная нейро-нечеткая система вывода (ANFIS), обнаружение неисправностей, классификация неисправностей, защита линии электропередачи.

**Аннотация.** В данной статье рассматривается применение адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS) для классификации неисправностей в линиях электропередачи. ANFIS можно рассматривать как нечеткую систему, нейронную сеть или нечеткую нейронную сеть (FNN). В данной работе исследуются возможности обучения нейронной сети для обеспечения устойчивости систем нечеткой логики в том смысле, что понятия нечеткой логики встроены в структуру сети. Он также обеспечивает естественную основу для объединения как числовой информации в виде пар ввода-вывода, так и лингвистической информации в виде правил IF–THEN в едином виде. Предложенный алгоритм достигается за счет интеллектуальной схемы ANFIS. Эта интеллектуальная схема используется для классификации типа неисправности и вывода, если это замыкание одной фазы на землю, фазы на фазу, двух фаз на землю или трёх фаз. Входные данные ANFIS сначала выводятся из фундаментальных значений измерений напряжения и тока после выполнения преобразования Фурье. Данный подход может быть использован в качестве эффективного инструмента для классификации неисправностей для различных условий неисправности по времени возникновения неисправности, сопротивлению неисправности, расстоянию до неисправности и типу неисправности.

## ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) FOR FAULT CLASSIFICATION IN POWER LINES

*Elistratov V. V.*

*Samara state technical university, Samara*

**Keywords:** fuzzy neural networks (FNN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), fault detection, fault classification, power line protection.

**Abstract.** This article discusses the use of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for the classification of faults in power lines. This issue will be clearly addressed in this report. ANFIS can be thought of as a fuzzy system, neural network, or fuzzy neural network (FNN). This work integrates the learning capabilities of a neural network to ensure the stability of fuzzy logic systems in the sense that the concepts of fuzzy logic are embedded in the network structure. It also provides a natural basis for combining both numerical information in the form of Input / output pairs and linguistic information in the form of IF-THEN rules in a single form. The proposed algorithm is achieved by an intelligent ANFIS scheme. This intelligent circuit is used to classify the type of fault and output if it is the fault of one phase to ground, phase to phase, two phases to ground, or three phases. The ANFIS inputs are first derived from the fundamental values of the voltage and current measurements after the Fourier transform is performed. This approach can be used as an effective tool to classify faults for different fault conditions by fault time, fault resistance, distance to fault and fault type.

Релейная защита линий электропередачи – важный вопрос эксплуатации и проектирования электроэнергетических систем. Несмотря на то, что основы

защиты линий электропередачи рассматривались много лет назад, теоретические принципы, а также практическое применение по-прежнему являются общими темами исследований. С цифровой технологией и предварительными стратегиями управления, всегда все больше и больше принимаемыми в электрических подстанциях, более определенно в поле предохранения, защитные реле испытывали некоторые улучшения, главным образом отнесенные к эффективным фильтрам методов (как Фурье, Кальман, ...и т.д.). Как следствие, более короткое время принятия решения было основной целью, и было достигнуто во многих исследованиях. Отключение и никакое решение отключения не будет улучшено, по сравнению к электромеханическим полупроводниковым реле. Кроме того, обычная защита обычно разрабатывается на основе фиксированных настроек реле. Таким образом, на точность срабатывания защитного реле могут влиять различные аварийные условия, а также изменения конфигурации сети. Для того чтобы столкнуться с такой проблемой в обычных условиях, необходим запас прочности, чтобы избежать превышения. Однако запас прочности не будет адекватным решением этой проблемы. Кроме того, эти схемы являются детерминированными вычислениями, предполагающими моделирование системы на основе обычных математических инструментов (таких как дифференциальные уравнения). Такое системное представление не очень хорошо подходит для работы с плохо определенными и неопределенными системами. С другой стороны, интеллектуальные вычислительные методы, такие как система нечеткого вывода (FIS), ANFIS и искусственная нейронная сеть (ANN), могут моделировать качественные аспекты человеческого знания. Кроме того, они восстанавливают процессы без применения количественного анализа. Таким образом, эти методы привлекают большое внимание в исследовательской среде с отсутствием простой и четко определенной математической модели. Эти модели характеризуются неслучайными неопределенностями, связанными с неопределенностью и неточностью в системах реального времени. В последнее время появились сообщения о некоторых передовых работах, использующих методы нейронной сети и нечеткой логики для классификации и определения местоположения неисправностей линий электропередачи. Такие методы включают удаление смещенных и негармонических составляющих постоянного тока, а также определение составляющих последовательности линейных токов.

В этой статье используется адаптивная нейро-нечеткая система вывода (ANFIS). Эта адаптивно-сетевая система нечеткого вывода используется в основном здесь для классификации неисправностей в линиях передачи. Этот метод преодолевает трудности, связанные с обычными измерениями напряжения и тока на основе алгоритмов защиты линий электропередачи. Эти трудности обусловлены влиянием таких факторов, как время возникновения неисправности, сопротивление неисправности и расстояние до неисправности. Эта исследовательская работа интегрирует обучающие возможности нейронной сети с устойчивостью систем нечеткой логики. Нейронная сеть имеет недостаток неявного представления знаний, тогда как нечеткие логические системы субъективны и эвристичны. Определение нечетких правил, входных и выходных коэффициентов масштабирования и выбор функций принадлежности зависят от

проб и ошибок, что делает проектирование системы нечеткой логики трудоемкой задачей. Эти недостатки нейросетевых и нечетких логических систем преодолеваются интеграцией между нейросетевой технологией и нечеткими логическими системами. Он также обеспечивает естественную основу для объединения как числовой информации в виде пар ввода-вывода, так и лингвистической информации в виде правил IF–THEN в едином виде.

До сих пор нечеткая система логического вывода представляла собой режим, который отображает входные данные в выходные данные посредством трех основных этапов: фаззификации (введение нечеткости), механизма логического вывода и дефаззификации (восстановление четкости). Рассмотрены только фиксированные функции принадлежности, которые были выбраны произвольно для моделирования систем, структура правил которых по существу predetermined интерпретацией пользователем характеристик переменных в модели. Тем не менее, в некоторых ситуациях моделирования невозможно различить, как должны выглядеть функции членства, просто глядя на данные. Вместо того, чтобы выбирать параметры, можно выбирать так, чтобы адаптировать функции членства к данным ввода / вывода для учета этих типов вариации значений данных. В этом случае необходимость ANFIS становится очевидной.

Нейро-адаптивные методы обучения предоставляют метод для процедуры нечеткого моделирования, чтобы узнать информацию о наборе данных. Он вычисляет параметры функции принадлежности, которые лучше всего позволяют связанной системе нечеткого вывода отслеживать данные ввода / вывода. Структура типа сети, аналогичная нейронной сети, может использоваться для интерпретации карты входов / выходов, поэтому она отображает входные данные с помощью входных функций принадлежности и связанных параметров, а затем с помощью выходных функций принадлежности и связанных параметров для вывода. Параметры, связанные с функциями принадлежности, изменяются в процессе обучения. Вычисление этих параметров (или их корректировка) облегчается вектором градиента. Этот вектор градиента обеспечивает меру того, насколько хорошо система нечеткого вывода моделирует входные / выходные данные для данного набора параметров. Когда получен вектор градиента, может быть применена любая из нескольких процедур оптимизации, чтобы настроить параметры, чтобы уменьшить некоторую меру ошибки. Эта измеренная ошибка обычно определяется суммой квадратов разности между фактическим и желаемым выходом.

Программа ANFIS от Matlab использует комбинацию оценки методом наименьших квадратов и обратного распространения для оценки параметра функции принадлежности, как показано на рисунке 1. Свойства ANFIS, которые используются в ходе исследований, являются следующими:

- а) это система Сугенотипа нулевого порядка;
- б) он имеет один выход, полученный с использованием средневзвешенной дефаззификации; все выходные функции членства являются постоянными;

в) не имеет правил совместного использования; разные правила не разделяют одну и ту же функцию принадлежности к выходу, а именно, количество функций вывода на выходе должно быть равно числу правил.

г) имеет нагрузочные единицы для каждого правила.



Рис. 1. Обучение и тестирование ANFIS от Matlab

Тем не менее, ANFIS будет полезен в определении:

- а) центр членства;
- б) количество лингвистических переменных;
- в) степень перекрытия.

Рисунок 2 иллюстрирует архитектуру ANFIS, состоящую из фаззификации, механизма вывода, дефаззификации и выходных слоев. Сеть может быть визуализирована как состоящая из входов,  $N$  входов и  $M$  входных функций принадлежности для каждого входа, с  $F = M * N$  нейронов в слое фаззификации. Существует  $R = M * N$  правил с  $R$  нейронами в механизме логического вывода (Уравнения 1 и 2) и слоями дефаззификации и одним нейроном в выходном слое. Для простоты предполагается, что рассматриваемая система нечеткого вывода имеет два входа  $x$  и  $y$  и один выход  $z$ , как показано на рисунке 2.

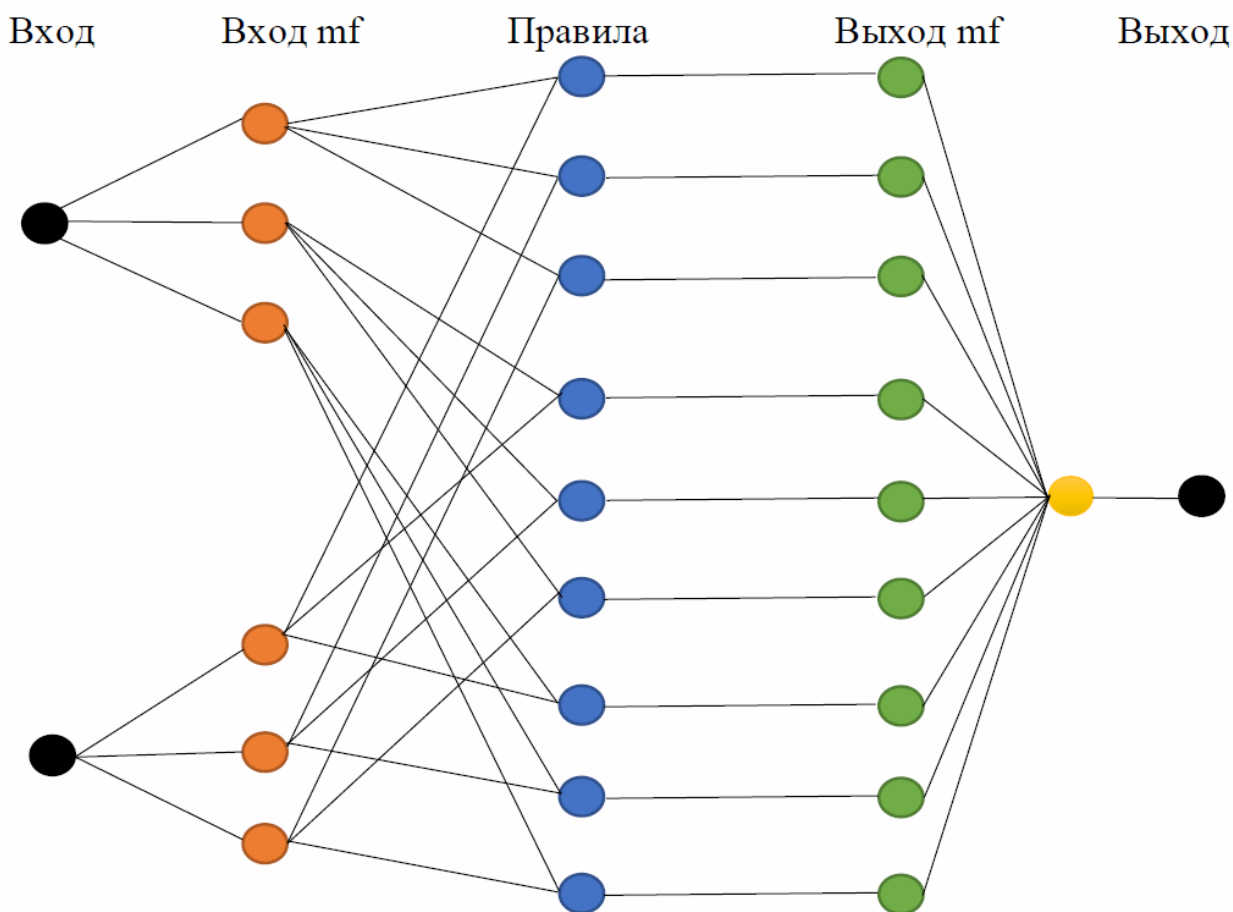


Рис. 2. Архитектура ANFIS

Правило 1: Если  $x$  это  $A1$  и  $y$  это  $B1$ , тогда  $Z1 = c1$ . (1)

Правило 2: Если  $x$  это  $A2$  и  $y$  это  $B2$ , тогда  $Z2 = c2$ . (2)

Здесь, в этом разделе, выход  $J$  узла в слое  $n$  обозначен как  $O_{n,j}$ . Более подробная информация будет представлена ниже.

Слой 1 (Слой фаззификации).

Каждый узел  $j$  в этом слое является адаптивным узлом с функцией узла:

$01, j = \mu A, i(x)$  для  $i=1,2,3$  и  $j=1,2,3$ ; (3)

$01, j = \mu B, i(y)$  для  $i=1,2,3$  и  $j=4,5,6$ . (4)

где  $x$  (или  $y$ ) вход для узлов  $J = 1,2,3,4,5,6$  и  $A_i$  (или  $B_i$ )  $i=1,2,3$  это лингвистическая метка, связанная с этими узлами. Другими словами,  $O_{1,j}$  это степень принадлежности нечеткого множества  $A_i$  (или  $B_i$ ) и оно определяет степень, в которой данный вход  $x$  (или  $y$ ) удовлетворяет квантификатору  $A$  (или  $B$ ).

Слой 2 (Слой механизма вывода).

Каждый узел в этом слое является прикрепленным узлом, выход которого является произведением всех входящих сигналов:

$$O_{2,j} = w_j = \mu_{A,i}(x)\mu_{B,i}(y) \text{ для } i=1,2,3 \text{ и } j=1,2,\dots,R. \tag{5}$$

Каждый выходной узел представляет силу срабатывания правила.

Слой 3 (Слой Дефаззификации).

Каждый узел  $J$  в этом слое является адаптивным узлом с функцией узла:

$$O_{3,j} = w_j z_j = w_j c_j \text{ для } j=1,2,\dots,R, \tag{6}$$

где  $c_j$  - набор параметров этого узла. Параметры в этом слое называются последующими параметрами.

Слой 4 (выходной слой).

Единственный узел в этом слое является прикрепленным узлом, который вычисляет общий выходной сигнал как сумму всех входящих сигналов.

$$\text{Общий выход } = O_{4,j} = \frac{\sum_{j=1}^R W_j c_j}{\sum_{j=1}^R W_j}. \tag{7}$$

Из архитектуры ANFIS, показанной на рисунке 2, когда значения параметров предпосылки фиксированы, общий вывод может быть выражен как линейная комбинация последовательных параметров. В символах окончательный вывод в уровне 4 может быть переписан, как указано ниже:

$$Z = \frac{\sum_{j=1}^R W_j c_j}{\sum_{j=1}^R W_j} = \frac{W_1 c_1}{\sum_{j=1}^R W_j} + \frac{W_2 c_2}{\sum_{j=1}^R W_j} + \dots + \frac{W_R c_R}{\sum_{j=1}^R W_j}. \tag{8}$$

Поскольку  $W_1, W_2, \dots, W_R$  предполагаются постоянными, поэтому (6) можно переписать следующим образом:

$$Z = k_1 c_1 + k_2 c_2 + \dots + k_R c_R, \tag{9}$$

где  $K_1 = \frac{W_1}{\sum_{j=1}^R W_j}, \quad K_2 = \frac{W_2}{\sum_{j=1}^R W_j}, \quad K_R = \frac{W_R}{\sum_{j=1}^R W_j}. \tag{10}$

Это линейно по последующим параметрам  $c_1, c_2, \dots, c_R$ . Из этого наблюдения можно сделать вывод, что:

$$S = S_1 + S_2, \tag{11}$$

где  $+$  представляет прямую сумму;

$S$  = набор общих параметров;

$S_1$  = набор исходных (нелинейных) параметров ;

$S_2$  = набор исходных (линейных) параметров.

Поэтому общий результат будет:

$$Z = F(j, S), \quad (12)$$

где  $j$  - вектор входных переменных,  $F$  - общая функция, реализуемая адаптивной сетью, а  $S$  - набор всех параметров, которые можно разделить на два набора. Следовательно, гибридный алгоритм обучения может быть применен в два обратных хода. В прямом проходе выходы узла идут вперед до уровня 3, и последующие параметры идентифицируются методом наименьших квадратов. При обратном проходе сигналы ошибки распространяются в обратном направлении, а параметры предпосылки обновляются с помощью градиентного спуска.

### Список литературы

1. Tamer Sayed Saleh, A Novel Approach To Distance Protection Of Transmission Lines Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, M.Sc.thesis Cairo University Faculty of Engineering Department of Electrical Power And Machines, 2011.
2. Mohamed Salah El-din Ahmed, An Artificial Intelligence Approach For High Impedance Faults Detection, Classification And Location In Distribution Systems Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems. M.Sc.thesis, Cairo UN, Faculty of Engineering.
3. S.N. Sivanandam, S.S Sumathi and S.N Deepa, Introduction To Fuzzy Logic Using Mat-lab, Springer Science, 2007.
4. M.E.Mohammed, High Speed Differential Bus Bar Protection Using Wavelet –Packet Transform, Electrical Engineering Department, Faculty Of Engineering, Helwan University, Cairo, Egypt.
5. MATLAB, Version 7.6.0.324 (R2008a) , product of Math works, inc.Trade Mark.

### Сведения об авторе:

*Елистратов Виктор Владимирович* – магистрант Электротехнического факультета, СамГТУ, г.Самара.