

Прогнозирование неправильных срабатываний микропроцессорных устройств релейной защиты в период геомагнитных бурь

Е В Платонова¹, Г Н Чистяков¹, В П Кочетков¹, В И Пантелеев²,

А В Майнагашев²

¹ Хакасский технический институт – филиал ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет», 655017, Россия, г. Абакан, ул. Щетинкина, 27

² ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет», 660041, Россия, г. Красноярск, проспект Свободный, 79

E-mail: eplatonova@yandex.ru

Аннотация. Авторами описана модель прогнозирования неправильных срабатываний микропроцессорных релейных защит, обусловленных протеканием во вторичных цепях геоиндуцированных токов в период геомагнитных бурь. В основу модели положен математический метод Такаги-Сугено. Моделирование проведено с использованием адаптивной нейронной нечеткой сети. Использовался ANFIS-редактор пакета расширений Fuzzy Logic Toolbox в среде Matlab. Так как исследуемые параметры носят вероятностный характер, при прогнозировании были использованы гауссовы функции. Входными параметрами являются дата, время и вариации составляющих геомагнитного поля. Выходными данными являются прогнозы неправильных срабатываний микропроцессорных релейных защит в энергосистеме. С использованием модели были выявлены зависимости между исследуемыми параметрами, проведена оценка влияния этих параметров друг на друга.

1. Введение

С увеличением числа электрооборудования, в особенности его электронной части очень остро встает проблема влияния вариаций геомагнитного поля на них. В работах [1,2,3] было проведено исследование влияния геомагнитного поля на микропроцессорные устройства релейной защиты (МУРЗ). Подтверждена связь между неправильными срабатываниями МУРЗ и вариациями геомагнитного поля. По данным ФГБУН «Институт земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н.В. Пушкова» Российской академии наук было исследовано влияние вариаций основных составляющих геомагнитного поля: H (горизонтальная составляющая напряженности), D (магнитное склонение) и Z (вертикальная составляющая напряженности), а также расчетные компоненты X и Y (горизонтальные составляющие вектора H) и полный вектор напряженности H_r . Подтверждено, что значительная доля неправильных срабатываний МУРЗ происходит в условиях геомагнитных бурь, при резком изменении одной или нескольких составляющих геомагнитного поля. При этом решающее влияние на неправильные срабатывания МУРЗ оказывает скорость изменения составляющих геомагнитного поля, т.е. их первая производная по времени (dH/dt , dX/dt , dY/dt , dZ/dt , dD/dt и dH_r/dt). Установлено, что кратковременные (продолжительностью менее 10

минут) вариации геомагнитного поля по его составляющим не влияют на неправильную работу МУРЗ.

В работах [2,3] дано математическое описание условий неправильного срабатывания МУРЗ и предложен алгоритм прогнозирования возможности неправильных срабатываний МУРЗ. Однако. Такой алгоритм требует разработки специального программного обеспечения и является достаточно трудоемким.

Нами было предложено для решения задачи прогнозирования использовать ANFIS-редактор пакета расширений Fuzzy Logic Toolbox в среде Matlab. Для составления систем нечеткого вывода при оценке влияния геомагнитных параметров, а также дальнейшего прогнозирования аварий, связанных с вариациями геомагнитного поля был выбран метод Такаги-Сугено.

Работа выполнялась при поддержке региональным грантом РФФИ и Республики Хакасия №16-48-190141 «Исследование надежности электроснабжения Республики Хакасии в период геомагнитных бурь».

2. Оценка нечеткой системы вывода Такаги – Сугено

Нечеткий логический вывод по алгоритму выполняется по нечеткой базе знаний [4,5]:

$$\bigcup_{j=(1,m)}^{k_i} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp} \text{ с весом } w_{jp} \right) \rightarrow y = b_{j,0} + b_{j,1} \cdot x_1 + \dots + b_{j,n} \cdot x_n \quad (1)$$

где b_{jn} - некоторые числа.

В базе знаний правила d_j задаются линейной функцией от входов формулой:

$$d_j = b_{j,0} + \sum_{i=(1,n)} (b_{j,i} \cdot x_i) \quad (2)$$

Правила в базе знаний являются своего рода переключателями с одного линейного закона «входы – выход» на другой, тоже линейный. Границы подобластей размытые, следовательно, одновременно могут выполняться несколько линейных законов, но с различными степенями. Степени принадлежности входного вектора X^* к значениям d_j рассчитывается следующим образом:

$$\mu_{d_j}(X^*) = \bigvee_{p=(1,k_i)} w_{jp} \bigwedge_{i=(1,n)} [\mu_{jp}(x_j^*)], j = \overline{(1,m)} \quad (3)$$

где $\bigvee(\bigwedge)$ - операция из s-нормы (t-нормы), т.е. из множества реализаций логической операции ИЛИ (И).

В нечетком логическом выводе Сугено наиболее часто используются следующие реализации треугольных норм: вероятностное ИЛИ как s-норма и произведение как t-норма.

В результате получаем такое нечеткое множество \tilde{y} , соответствующее входному вектору Y^* :

$$\tilde{y} = \frac{\mu_{d_1} \cdot (X^*)}{d_1} + \frac{\mu_{d_2} \cdot (X^*)}{d_2} + \dots + \frac{\mu_{d_m} \cdot (X^*)}{d_m} \quad (4)$$

Результирующее значение выхода y определяется как суперпозиция линейных зависимостей, выполняемых в данной точке X^* n -мерного факторного пространства. Для этого дефазифицируем нечеткое множество \tilde{y} , находя взвешенное среднее или взвешенную сумму:

$$y = \frac{(\sum_{j=(\overline{1,m})} \mu_{d_j}(X^*) \cdot d_j)}{(\sum_{j=(\overline{1,m})} \mu_{d_j}(X^*))} \quad (5)$$

$$y = \sum_{j=(\overline{1,m})} \mu_{d_j}(X^*) \cdot d_j \quad (6)$$

Нами была проведена двухэтапная процедура построения нечетких моделей типа Сугено. На первом этапе по обучающим данным была синтезирована система со своими правилами с использованием субтрактивной кластеризации. Благодаря использованию субтрактивной кластеризации правила получаются объектно-ориентированными, что позволяет избежать сильного увеличения базы знаний. При настройке параметров системы задается количество входных данных и термов в них, законы изменения. Для обучения системы был выбран ANFIS-алгоритм пакета с расширением Fuzzy Logic Toolbox (адаптивная нечеткая нейронная сеть) в среде Matlab [6]. Нами были использованы гауссовы функции, так как исследуемые параметры при прогнозировании носят вероятностный характер. На втором этапе после обучения системы проведено её тестирование на независимых данных, что позволило улучшить точность системы и сделать выводы по её работоспособности.

3. Выполнение задачи прогнозирования с использованием нейронной нечеткой сети

ANFIS-редактор позволяет автоматически синтезировать из экспериментальных данных нейронные нечеткие сети. Нейронную нечеткую сеть можно рассматривать как одну из разновидностей систем нечеткого логического вывода типа Сугено. При этом функции принадлежности синтезированных систем настроены (обучены) так, чтобы минимизировать отклонения между результатами нечеткого моделирования и экспериментальными данными. Для выполнения ANFIS-алгоритма мы должны определиться с входными данными и выходом. В качестве входных данных были использованы дата, время и вариации составляющих геомагнитного поля dH/dt , dX/dt , dY/dt , dZ/dt , dD/dt и dH_t/dt . В качестве выхода были использованы статистические данные по неправильным срабатываниям МУРЗ в энергосистеме Республики Хакасия.

В качестве примера рассмотрим выполнение задачи прогнозирования по составляющей геомагнитного поля H_t . Вначале создается массив входных и выходных данных. Входными величинами являются дата, время и скорость изменения геомагнитного поля dH_t/dt (задаются гауссовыми функциями). Выходной величиной будет являться возможный отказ МУРЗ в исследуемый промежуток времени. Дата будет представлена в формате double, время в секундах, H_t в нТл.

Для обучения сети мы выбрали метод hybrid, который дает самую маленькую погрешность (гибридный метод, объединяющий метод обратного распространения ошибки с методом наименьших квадратов), результатом которого является разработка FIS-системы прогнозирования, представленная на рисунке 1.

В данной системе формируется структура, являющаяся общей для всех массивов вида «дата-время-параметр» (рисунок 2) со своими правилами, по которым мы, изменяя значение , можем спрогнозировать вероятность аварии. На рисунке 3 представлено графическое изображение поверхности зависимости входа-выхода. Поверхность зависимости выхода dH_t/dt от даты и времени представлена на рисунке 4.

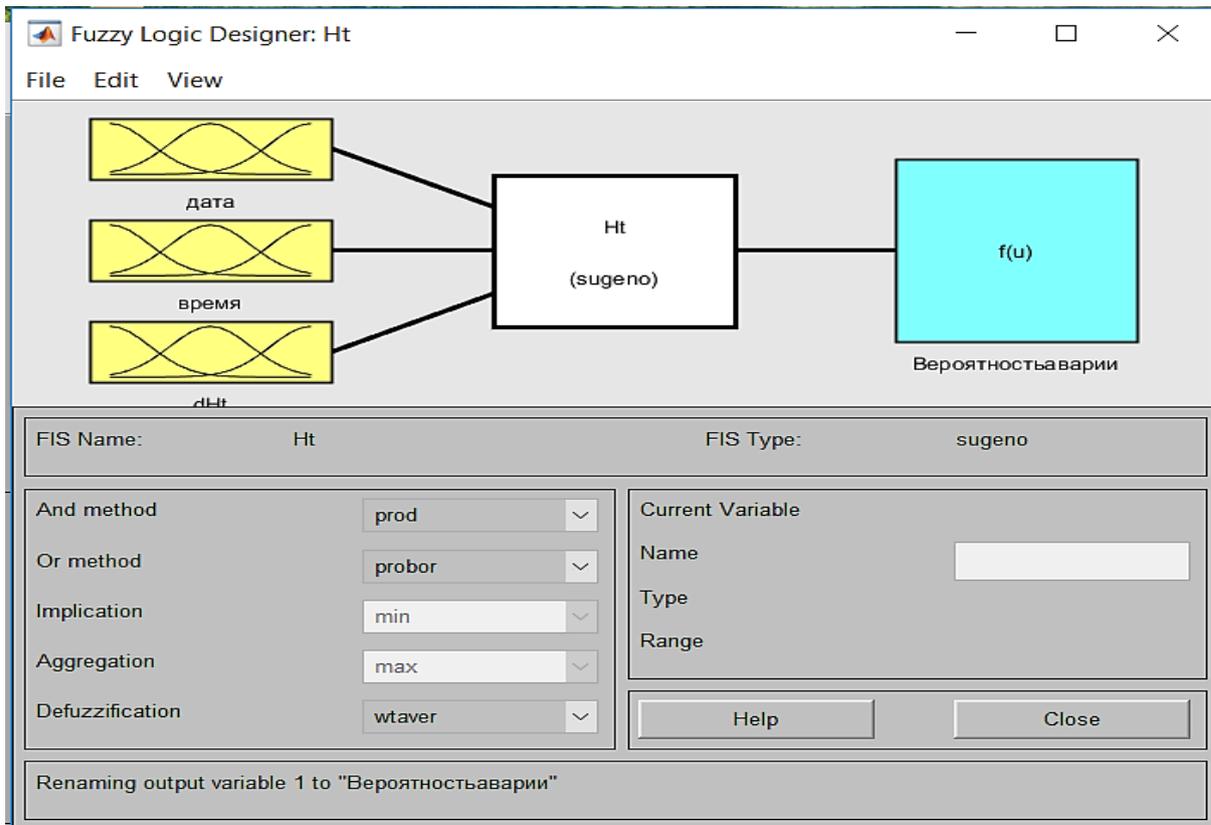


Рисунок 1. FIS-система для составляющей dH_t.

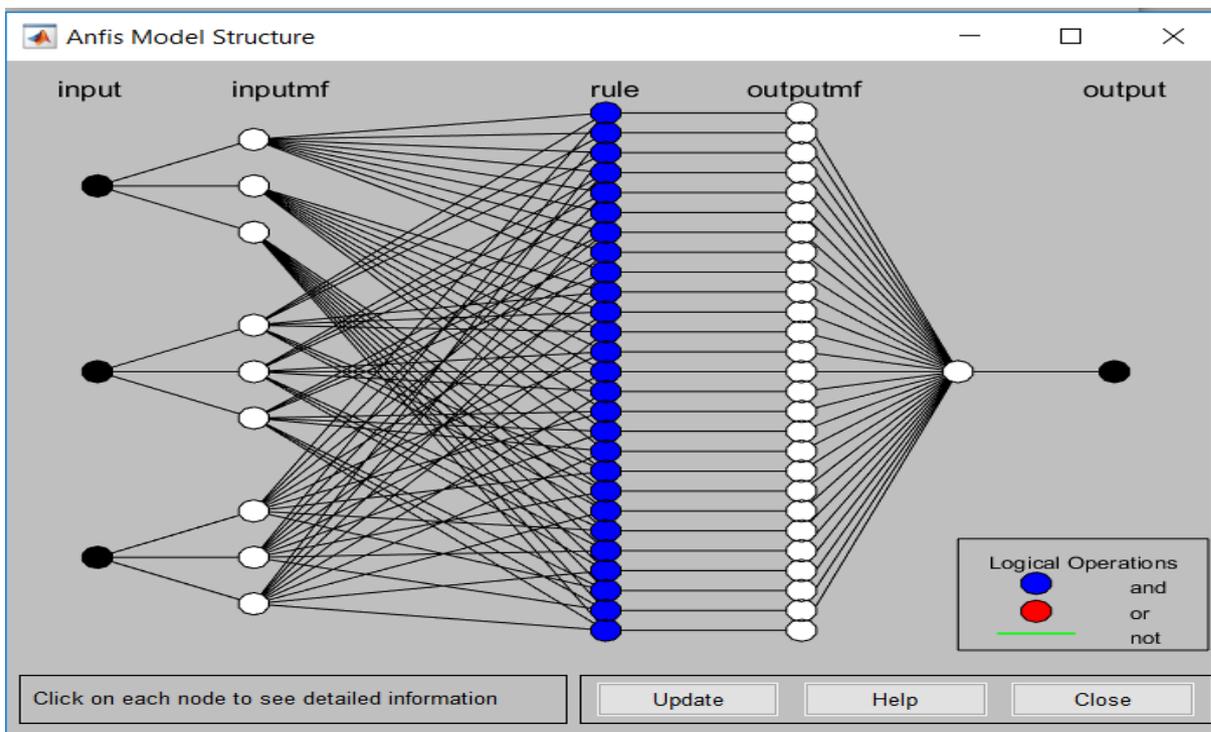


Рисунок 2. Структура модели

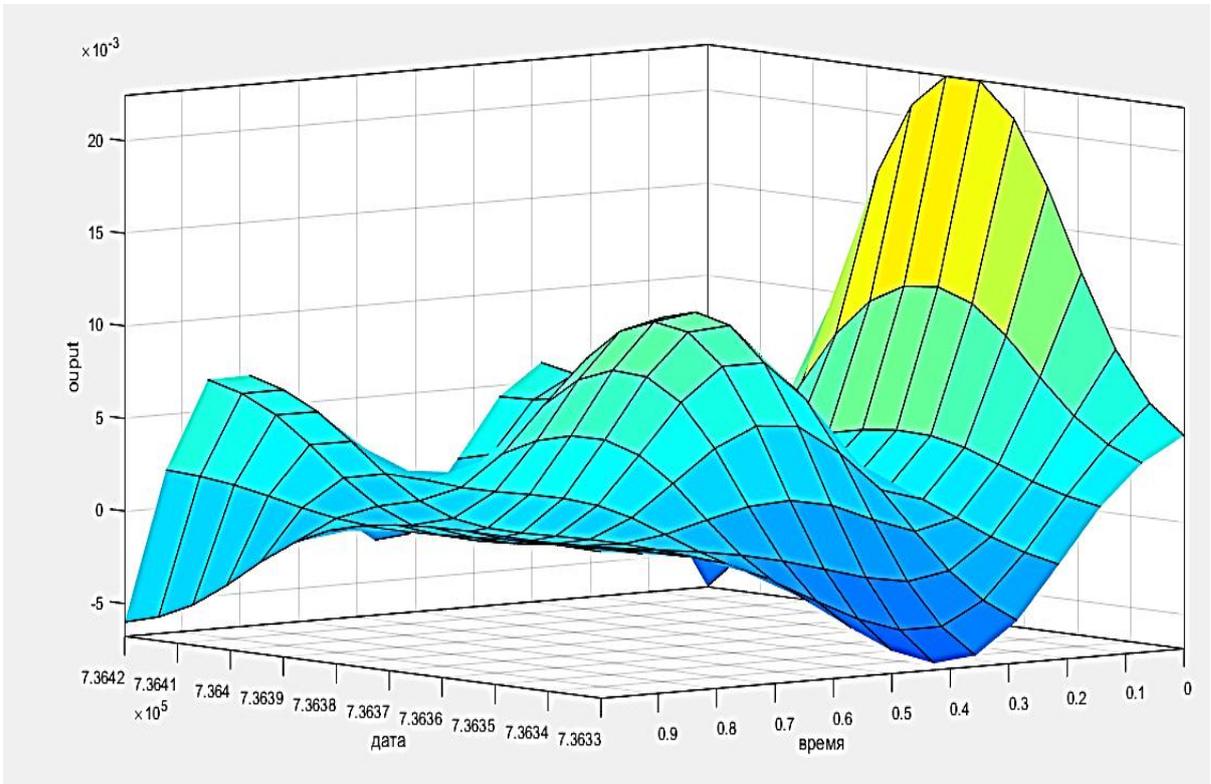


Рисунок 3. Поверхность зависимости выхода от даты и времени

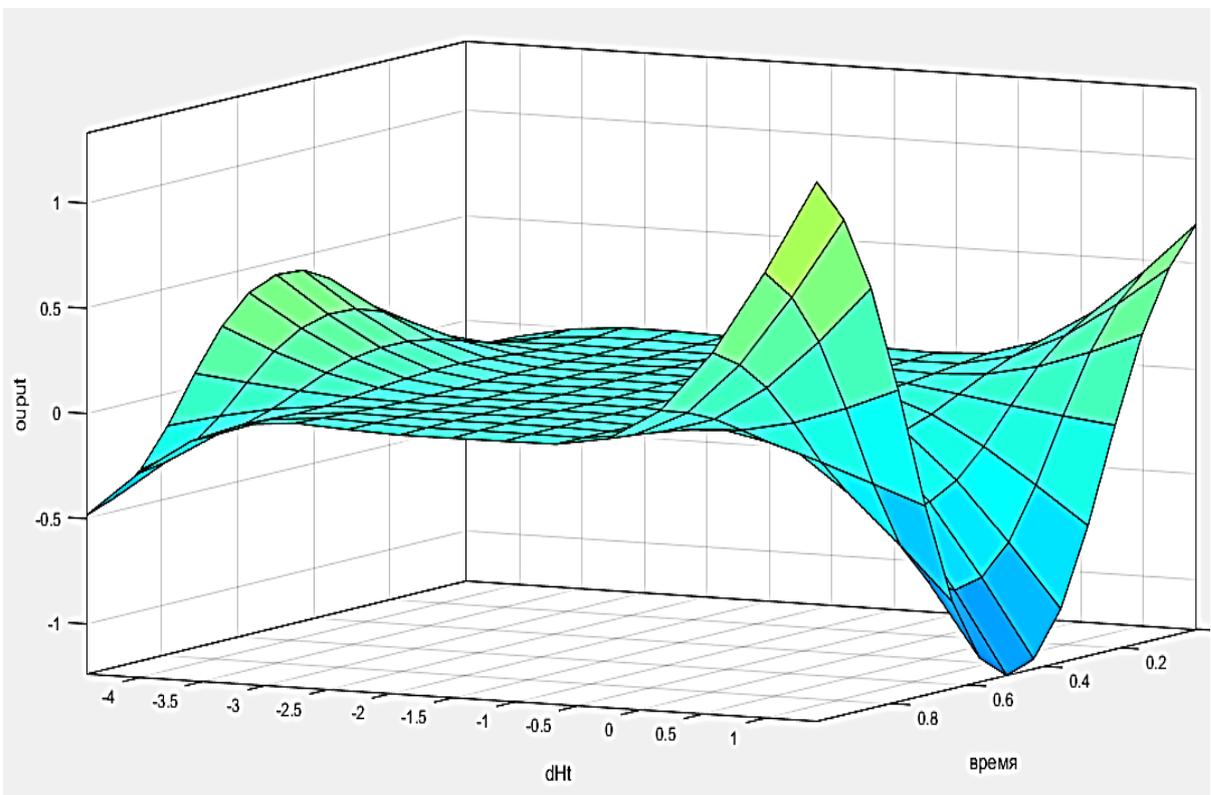


Рисунок 4. Поверхность зависимости выхода от времени и dH_t .

Проверка работы системы была проведена на тестовых данных, отличных от обучающей выборки по каждой составляющей вариаций геомагнитного поля. Величина ошибки во всех случаях не превышает 0,11. Результаты тестирования показали, что значения тестовых данных не отклоняются от величин, полученных при обучении, поэтому полученную двойниковую систему можно использовать для прогнозирования отказов устройств релейной защиты в зависимости от прогнозных значений вариаций геомагнитного поля.

Список литературы

- [1] Чистяков Г.Н., Платонова Е.В., Зарубина Т.Ю., Пантелеев В.И. Влияние возмущений геомагнитного поля на надежность работы устройств релейной защиты и автоматики. Технологии электромагнитной совместимости. 2017, №2(61), с.25-36.
- [2] А.С. Верзилова, А.Е. Воевода, Е.В. Платонова Методика оценки влияния вариаций геомагнитного поля на работу микропроцессорных релейных защит. Материалы VIII Международной молодежной научно-технической конференции «Электроэнергетика глазами молодежи-2017», Самара, 2017, Том 1, с.292-296.
- [3] Верзилова А.С., Воевода А.Е., Платонова Е.В. Методика оценки влияния вариаций геомагнитного поля на работу микропроцессорных релейных защит. Электрооборудование: эксплуатация и ремонт. 2018, №6, с.59-64.
- [4] Штовба, С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
- [5] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. - М.: Горячая линия -Телеком, 2006. - 452 с.
- [6] MATLAB Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. The MathWorks, Inc. – 2008.