

УДК 629. 313. 323

Олейников А.М., профессор, д-р техн. наук,**Шоцкий А.Н., доцент, канд. техн. наук,****Зонтов Р.Н., инженер***Севастопольский национальный технический университет**ул. Университетская, 33, г. Севастополь, Украина, 99053**E-mail: A.M. Olejnikov@sevgtu.sevastopol.ua***СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ СУДОВОГО БЕСЩЕТОЧНОГО СИНХРОННОГО
ГЕНЕРАТОРА НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ**

Анализируется разработанная система автоматического управления возбуждением судового бесщеточного синхронного генератора с использованием гибридной технологии ANFIS – представления на основе нечеткой логики в виде адаптивной сети с возможностью обучения по всем возможным схемно-режимным условиям.

Ключевые слова: судовые, синхронные, возбуждение, микропроцессоры, адаптивный.

Среди множества схем компоновки судовых бесщеточных синхронных генераторов (БСГ) преобладают системы, имеющие в роторе неуправляемые выпрямители, а автоматическое регулирование напряжения (АРН) в них осуществляется изменением тока возбуждения возбудителя, преимущественно по способу амплитудно-фазового компаундирования. Такие системы, однако, не в полной мере обеспечивают требования по качеству электроэнергии.

Применение современных микропроцессоров делает весьма перспективными методы адаптивного регулирования, построенного на новых типах цифровых регуляторов на основе нечеткой логики (НЛ). Уже разработанные регуляторы такого типа обладают относительно небольшими базами знаний и включают простые операции с нечеткими множествами [1, 2].

Предлагаемая нами адаптивная система автоматического управления возбуждением (АСАУВ) судового БСГ разработана на базе предложенной в середине 90-х годов гибридной технологии, совмещающей достоинства нечеткой логики и адаптивных сетей [2, 3]. В этой системе реализованы также разработки параметрического стабилизатора напряжения СГ и компоновки схемы судового БСГ [4].

Как известно [2, 3], адаптивные сети являются обобщенной системой всех типов нейронных сетей прямого распространения с возможностью управляемого обучения. На рисунке 1 изображена общая схема адаптивной сети прямого распространения.

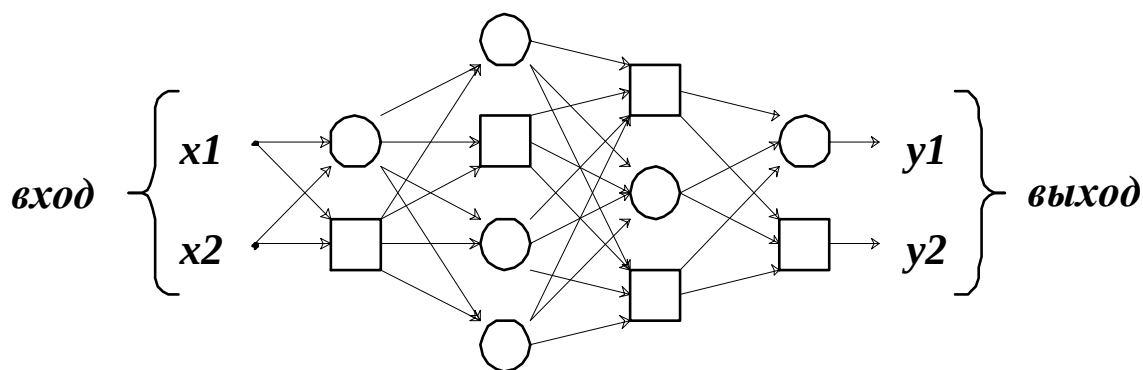


Рисунок 1 – Общая схема адаптивной сети прямого распространения

Часть узлов сети являются адаптивными, т.е. выходные значения этих узлов зависят от параметров, принадлежащих данному узлу. Правила обучения определяют методы изменения параметров адаптивных узлов для минимизации отклонения от тестового набора данных.

Каждый узел адаптивной сети выполняет определенное преобразование входных сигналов в соответствии с набором параметров, принадлежащих данному узлу (узловая функция). Узловые функции различных узлов могут отличаться друг от друга, изменяя при этом и полную функцию адаптивной сети. Заметим, что связи адаптивной сети показывают в данном случае лишь направление распространения сигналов в сети.

Современные нейро-нечеткие системы (ANFIS, NEFCON, GARIC, Fuzzy) обладают как адаптивностью методов нечеткой логики, учитывающих неопределенности моделирования и условия работы системы регулирования, так и возможностью обучения по заданному набору данных. Для

создания АСАУВ выбрана гибридная технология адаптивной нейро-нечеткой системы заключений (ANFIS), обладающая, по сравнению с другими методами [3], высокой скоростью обучения, простотой алгоритма и полной проработанностью программного обеспечения.

Рассмотрим адаптивную сеть, содержащую L слоев, причем k -ый слой имеет $\#(k)$ узлов. Обозначим узел в i -ой позиции k -го слоя как (k, i) и узловую функцию как O_i^k . Выходное значение сигнала узла зависит от входных сигналов и собственного набора параметров

$$O_i^k = O_i^k(O_1^{k-1}, \dots, O_{\#(k-1)}^{k-1}, a, b, c, \dots), \quad (1)$$

где a, b, c и т.д. – параметры, принадлежащие узлу.

В случае если набор данных для обучения состоит из P элементов, погрешность для p -ого элемента ($1 \leq p \leq P$) равна сумме квадратов отклонений

$$E_p = \sum_{m=1}^{\#(L)} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2, \quad (2)$$

где $T_{m,p}$ – m -ая компонента p -го вектора заданных выходных значений, $O_{m,p}^L$ – m -ая компонента вектора действительных выходных значений, полученных при подстановке p -го входного значения. Полная погрешность определяется суммой $E = \sum_{p=1}^P E_p$.

Для выполнения процедуры обучения, реализуемой с помощью метода снижения градиента E , необходимо вычислить уровень ошибки $\frac{\partial E_p}{\partial O}$ для p -ого элемента и для каждого выходного значения узла O . Уровень ошибки для выходного узла (L, i) может быть вычислен из выражения (2) в виде производной

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L). \quad (3)$$

Для внутренних узлов (k, i) уровень ошибки определяется как линейная комбинация уровней ошибок узлов следующего слоя

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k} = \sum_{m=1}^{\#(k+1)} \frac{\partial E_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}} \cdot \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k}, \quad (4)$$

где $1 \leq k \leq L-1$. Следовательно, для всех $1 \leq k \leq L$ и $1 \leq i \leq \#(k)$ можно найти $\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k}$, используя выражения (3) и (4).

Существует два варианта обучения адаптивных сетей. В так называемом *автономном (off-line)* обучении изменения имеют место только после получения полного набора данных на обучение. Если же реализуется немедленное обновление параметров после получения каждой пары входных и выходных значений, то процесс называется *интерактивным (on-line)* обучением.

Предположим, что адаптивная сеть имеет один выход

$$output = F(\vec{I}, S), \quad (5)$$

где $\vec{I}$ – набор входных переменных и S – множество параметров адаптивной сети.

Если существует функция H такая, что составная функция $H \circ F$ является линейной для некоторых элементов S , эти элементы могут быть определены методом наименьших квадратов. То есть, если множество параметров S можно разделить на два множества

$$S = S_1 \oplus S_2, \quad (6)$$

так, что $H \circ F$ является линейным для элементов множества S_2 , то, применяя H к выражению (5), получаем

$$H(output) = H \circ F(\vec{I}, S), \quad (7)$$

Подставляя данные для обучения в выражение (7), получаем матричное уравнение вида

$$AX = B, \quad (8)$$

где X – вектор неизвестных элементов множества S_2 .

Пусть размерность S_2 равна M , тогда размерность A , X и B равна $P \times M$, $M \times 1$ и $P \times 1$ соответственно. Так как число пар данных для обучения больше, чем число линейных параметров M , то уравнение (8) не имеет точного решения. Для минимизации квадратичной ошибки P используется метод наименьших квадратов.

Каждый шаг итерационного процесса процедуры гибридного обучения состоит из прямого и обратного проходов. Во время прямого входные данные подаются в сеть для вычисления выходных значений каждого из узлов и формирования матриц A и B из выражения (8), после чего определяются параметры множества S_2 . Во время обратного прохода, вычисляется погрешность получаемых функциональных сигналов относительно данных для обучения и производится обновление параметров множества S_1 с помощью градиентного метода в соответствии с формулами (3) и (4).

Рассмотрим класс адаптивных сетей, функционально эквивалентных системам нечетких рассуждений. Подобная архитектура носит название ANFIS (от английского, *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* – адаптивная нейро-нечеткая система заключений). Для нечеткой системы, имеющей два входа x и один выход y , нечеткие рассуждения показаны на рисунке 2, а, а соответствующая эквивалентная ANFIS архитектура – на рисунке 2, б. База знаний такой системы содержит два нечетких правила «если-то» типа Такаги-Сугено:

Правило 1: Если $x=A_1$ и $y=B_1$ то $f_1=p_1x+q_1y+r_1$,

Правило 2: Если $x=A_2$ и $y=B_2$ то $f_2=p_2x+q_2y+r_2$

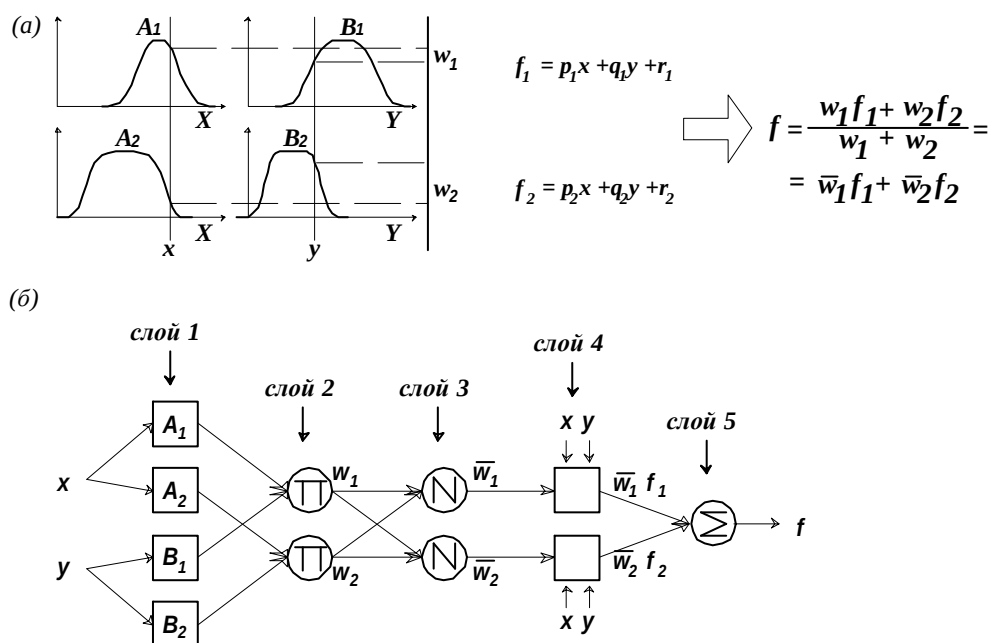


Рисунок 2 – Нечеткие рассуждения (а) и эквивалентная ANFIS-структура (б)

Линеаризованная модель объекта управления в форме пространства состояния описывает линейную связь между входными и выходными переменными в следующем виде

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = Ax + Bu, \\ y = Cx + Du, \end{cases} \quad (9)$$

где x , u и y являются векторами переменных состояния, а также входных и выходных переменных соответственно.

При моделировании судовых электроэнергетических систем переменными состояния являются интегрируемые величины, такие как потокосцепления, токи нагрузки, уравнивающие токи и т.п., входными переменными – напряжение генератора, выходными – традиционные сигналы АРН – отклонения напряжения ΔU , частоты Δf и тока возбуждения ΔI_f .

Исходная нелинейная модель судового БСГ с АСАУВ может быть представлена набором линеаризованных систем вида (9) для различных схемно-режимных условий. Для каждой линеаризованной модели определяется оптимальный закон управления вида $u = -K \cdot x$. Полученный набор линейных регуляторов, оптимальных в конкретных схемно-режимных условиях, преобразуется в единую базу знаний НЛ-регулятора возбуждения при помощи алгоритма нейро-нечеткого моделирования ANFIS. Проблема так

называемого «проклятия размерности», имевшая место в традиционных НЛ-системах (количество правил пропорционально степени числа входных переменных), решается при помощи «фрагментарного разделения» области изменения входных переменных [3]. Основным достоинством такого алгоритма является возможность практически неограниченного расширения базы знаний НЛ-регулятора в случае появления не предусмотренных при начальном обучении схемно-режимных условий.

Основная часть исследований, связанных с разработкой АСАУВ судового БСГ на основе НЛ и использованием методов нейро-нечеткой идентификации, проводилась на математической модели БСГ с интегральным стабилизатором напряжения [4]. При рассмотрении модели подобной простой структуры основное внимание уделялось созданию такой базы знаний, которая бы содержала как можно большее количество информации о функционировании судового БСГ в различных схемно-режимных условиях. На рисунке 3 изображена схема компоновки судового БСГ с АСАУВ, разработанная на кафедре СП ЭМС СевНТУ [4].

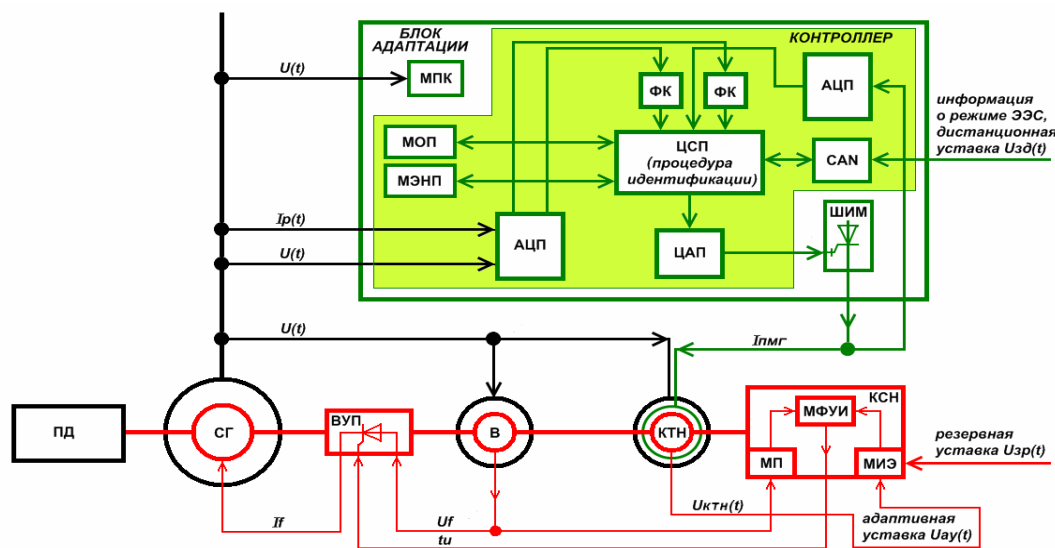


Рисунок 3 – Адаптивная система автоматического управления возбуждением БСГ с идентификацией

На схеме обозначены: ПД и СГ – судовый генераторный агрегат; ВУП – вращающийся управляемый преобразователь; В – возбудитель; КТН – кольцевой трансформатор напряжения с подмагничиванием; КСН – компенсационный стабилизатор напряжения; МП – модуль питания КСН; МИЭ – модуль измерительного элемента КСН; МФУИ – модуль формирования управляющих импульсов КСН; МПК – модуль питания комбинированный; МОП – модуль оперативной памяти; МЭНП – модуль энергонезависимой памяти; АЦП – аналого-цифровой преобразователь; ЦАП – цифро-аналоговый преобразователь; ФК – фильтр Калмана; ЦСП – цифровой сигнальный процессор; ШИМ – широтно-импульсный модулятор; CAN – интерфейс контрольной CAN – шины; $U(t)$ – выходное напряжение СГ; $I_p(t)$ – реактивный ток статора синхронного генератора; $I_{мг}$ – ток обмотки подмагничивания статора КТН; $U_{кtn}(t)$ – напряжение роторной обмотки КТН; U_f – напряжение форсировки возбуждения ротора СГ; I_f – ток возбуждения ротора СГ; t_u – ширина импульсов, подаваемых на обмотку возбуждения СГ; $U_{зд}(t)$ – уставка заданного дистанционно напряжения статора СГ; $U_{зр}(t)$ – резервная уставка заданного напряжения статора СГ; $U_{ав}(t)$ – адаптивная уставка напряжения статора СГ.

Расчет режимов работы БСГ с адаптивной системой автоматического управления возбуждением на судовую нагрузку производился по полным дифференциальным уравнениям вида Парка–Горева. Временная диаграмма расчета на этой математической модели переходного процесса наброса 100 % и снятия 50% нагрузки при $\cos\phi = 0,8$ на БСГ мощностью 100 кВт и управления напряжением БСГ адаптивной системой автоматического управления возбуждением приведена на рисунке 4. Для обеспечения статической ошибки регулирования напряжения БСГ в пределах 0,2...0,5 % U_n изменялось положение пульсаций напряжения СГ, переданных в ротор, относительно опорного напряжения ИСН. Потолочное значение напряжения возбуждения принято равным 10 о.е., которое на графике для наглядности представлено уменьшенным в 25 раз. Аналогично уменьшено значение тока возбуждения I_f в 10 раз. Как видно, время восстановления напряжения БСГ при набросе 100 % нагрузки равно 0,12 с, а при снятии 50 % нагрузки оно составляет 0,17 с, что примерно в 7...8 раз меньше, чем у генераторов с АФК. Как хорошо видно из рисунка 4, статическая ошибка регулирования напряжения БСГ может быть

доведена до нуля. Физика работы ИСН такова, что перерегулирования и колебательных процессов напряжения БСГ с АСАУВ при набросе и сбросе нагрузки не наблюдается.

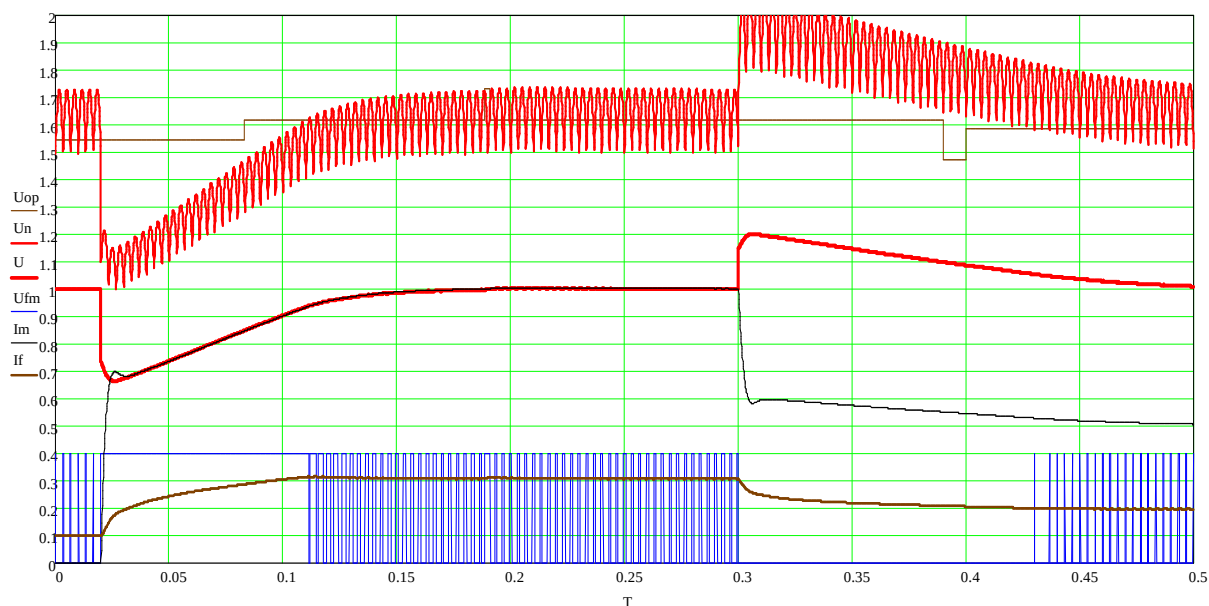


Рисунок 4 — График переходного процесса наброса ($t=0,02$ с) с набросом 100 % нагрузки на судовой БСГ с АСАУВ и снятия с него ($t=0,3$ с) 50-ти процентной нагрузки

Выводы

1. АСАУВ судового БСГ на основе НЛ-регулятора с использованием базы данных линейно-квадратичных коэффициентов для различных схемно-режимных условий, базирующаяся на методе фрагментарного разделения нечетких моделей и кластеризации данных под наблюдением является мощным инструментом повышения качества электроэнергии судового БСГ.

2. Новая компоновка судового БСГ, включающая размещение в роторе управляемого выпрямителя, позволяет реализовать автоматическое управление параметрами в различных режимах работы судовой ЭЭС.

3. Адаптированная к обучению база знаний НЛ-регулятора возбуждения содержит всю необходимую информацию для автоматического управления параметрами судового БСГ в различных схемно-режимных условиях, при которых для традиционных регуляторов возбуждения необходима соответствующая перенастройка каналов регулирования и участие оператора.

4. Существенной особенностью разработанного алгоритма обучения АСАУВ на основе нечеткой логики является, с одной стороны, возможность использования накопленного в настоящее время опыта управления традиционных АРН и, с другой стороны, практически неограниченный в принятом подходе размер базы знаний НЛ-регулятора и в случае необходимости – учет дополнительных схемно-режимных условий.

Библиографический список

1. Беляев А.Н., Обучающийся регулятор возбуждения на основе нечеткой логики / Р.В. Окорочков // Фундаментальные исследования в технических университетах.: матер. науч.-техн. конф., Санкт-Петербург, сент.1998 г. — С.Пб., 1998. — С.144–154.
2. Nauck D. Neuro-fuzzy systems: review and prospects / D. Nauck // Proc. Fifth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing. — 1997. — P. 1044–1053.
3. Jang J.S.R. ANFIS: Adaptive network based fuzzy inference systems / J.S.R Jang // IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics. — May 1993. — 23 (03). — P. 665–685.
4. Пат. № 46797 Украина, МПК⁷ Н 03 L 5/00 Бесщеточный синхронный генератор / Зонтов Р.Н., Олейников А.М., Шоцкий А.Н.; заявитель и патентообладатель Шоцкий А. — № 2009 06330, заяв. 02.10.09; опубл.11.01.10, Бюл. № 1.

Поступила в редакцию 29.12.2010 г.