УДК 681.5.013

ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ СИНТЕЗА СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

Андриевская Н.В., Резников А.С., Черанев А.А.

ФГБОУ ВПО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет», Пермь, e-mail: nataly-anv@mail.ru

Современный подход к задачам синтеза систем автоматического управления сложными динамическими объектами предполагает использование аппарата нечеткой логики и искусственных нейронных сетей. Применение нечеткой логики позволяет обеспечить формализацию сложного объекта на уровне относительно простых правил, а использование нейронных сетей обеспечивает адаптивность систем управления. Совместное использование аппарата нечеткой логики и искусственных нейронных сетей позволяет решить большой круг задач автоматического управления: задачи синтеза, идентификации, адаптивного и робастного управления и другие. В статье представлен аналитический обзор нейро-нечетких моделей с целью использования в задачах анализа и синтеза систем автоматического управления. Рассмотрены достоинства и недостатки нейро-нечетких моделей как с точки зрения реализации алгоритмов обучения, так и с точки зрения применимости для решения задач управления: синтеза, анализа, идентификации.

Ключевые слова: нечёткая логика, функции принадлежности, правила вывода, нейронные сети, нейро-нечёткие модели, алгоритм обучения, системы автоматического управления

FEATURES OF APPLICATION OF NEURO FUZZY SYSTEMS IN SYSTEMS OF AUTOMATIC CONTROL

Andrievskaya N.V., Reznikov A.S., Cheranev A.A.

Perm National Research Polytechnic University, Perm, e-mail: nataly-anv@mail.ru

Development of intellectual control systems is a modern method of synthesis of systems of automatic control. The modern approach to the synthesis tasks involves the use of Fuzzy Logic and Neural Networks. Application of Neuro Fuzzy Systems allows to solve a problem of synthesis of adaptive systems of automatic control in the conditions of uncertainty. Fuzzy Logic application provides the complex object formalization at the level of relatively simple rules, whereas the Neural Networks usage ensures control systems adaptability. The article is devoted to the analytical review of Neuro Fuzzy Systems aimed to their usage for systems of automatic control analysis and synthesis. The Neuro Fuzzy Systems benefits and pitfalls are studied both from the point of view of algorithms implementation and their use for solving the control tasks of synthesis, analysis and identification. This article presents models of Neuro Fuzzy Systems: ANFIS, FALCON, GARIC, NEFCON, FUN.

Keywords: fuzzy logic, fuzzification, membership function, fuzzy rules, neural networks, neuro-fuzzy system, learning procedure, systems of automatic control

Одним из современных методов синтеза систем автоматического управления (САУ) является синтез интеллектуальных САУ [2] Особенность систем данного класса заключается в использовании нейросетевых структур и нечеткой логики для управления сложными динамическими объектами, способных функционировать в условиях неопределенности математического описания объекта управления. Под неопределенностью в данном случае понимается неопределенность, обусловленная как недостатком информации, необходимой для получения количественного описания протекающих в системе процессов, так и сложностью объекта управления. Применение классических методов синтеза, как правило, предполагает, что объекты управления описываются линейными динамическими звеньями невысокого (обычно не выше третьего) порядка. Указанное допущение часто приводит к тому, что классические регуляторы на практике не обеспечивают заданные показатели качества управления.

Интеллектуальные САУ, использующие аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) и нечеткую логику, позволяют проводить идентификацию сложных нелинейных динамических объектов и синтезировать для них нелинейные законы управления, что дает возможность решать рассматриваемую задачу синтеза САУ в условиях неопределенности на основе имеющихся экспериментальных данных, полученных на объекте. Применение ИНС в задачах синтеза САУ имеет существенный недостаток: информацию об объекте управления нейронная сеть получает в процессе обучения, а для этого необходим большой объем экспериментальных данных. Избежать данного недостатка возможно путем применения структур нечеткой логики, позволяющей обеспечить формализацию качественных, размытых в смысловом отношении, понятий и связей. На основе методов нечеткой логики удается проектировать САУ [1], способные эффективно функционировать в условиях

наличия информации об объекте управления лишь качественного характера.

Нейро-нечеткие модели могут быть реализованы несколькими способами. В простейшем случае совместную модель [5, 7] можно рассматривать, как препроцессор, где механизм обучения искусственной нейронной сети (ANN) определяет правила нечеткого вывода (FIS). Как только параметры FIS определяются, ANN работает в обычном режиме (рис. 1). Функции принадлежности обычно аппроксимируются нейронной сетью из обучающих данных.

Другой подход в реализации нейро-нечетких моделей – это параллельная модель [5], которой нейронная сеть помогает нечёткой системе определить требующиеся параметры, особенно если входные переменные системы не могут быть непосредственно измерены. Обучение происходит только в нейронной сети, и нечёткая система остаётся неизменной. В некоторых случаях нечёткие выходы не могут быть непосредственно применены к процессу. В этом случае нейронная сеть может действовать как постпроцессор нечётких выходов. На рис. 2 представлена параллельная нейро-нечёткая модель, в которой входные данные подаются на нейронную сеть, а выход из нейронной сети дополнительно обрабатывается с помощью нечёткой системы.

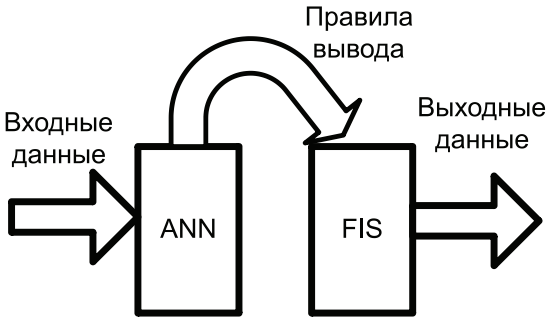

Рис. 1. Совместная нейро-нечеткая модель

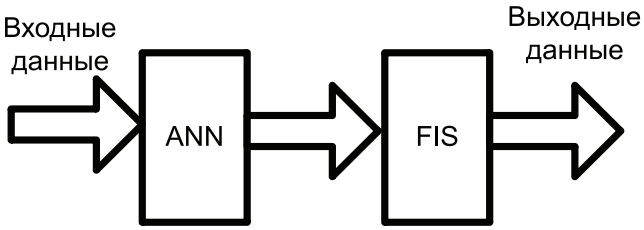

Рис. 2. Параллельная нейро-нечёткая модель

Наиболее распространенной являются интегрированные модели, в которых обучающий алгоритм нейронной сети используется для определения параметров системы нечёткого вывода. Нечёткая система вывода и соответствующие функции принадлежности базируются на априорных знаниях системы. С другой стороны, механизм обучения нейронной сети не зависит от априорной информации, а является стандартным для выбранной архитектуры искусственной нейронной сети.

Принцип функционирования нейро-нечеткой модели в задачах автоматического управления может быть иллюстрирован на примере наиболее распространённой модели ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) [3]. ANFIS – адаптивная сеть нечеткого вывода реализует нечёткую систему Такаги – Сугено и представляет собой пятислойную нейронную сеть прямого распространения сигнала (рис. 3).

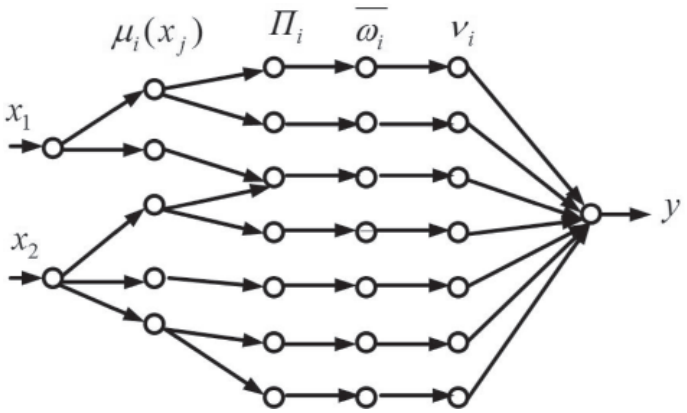

Рис. 3. Структура ANFIS-сети

Входные переменные модели x_1 и x_2 – управляемые переменные (на практике чаще всего применяется рассогласование между заданным и текущим значением управляемой переменной), выходные переменные y – управляющее воздействие.

Первый слой определяет нечеткие термы входных параметров. Выходы узлов этого слоя представляют собой значения функции принадлежности при конкретных значениях входов $\mu_i(x_j)$.

Второй слой определяет посылки нечетких правил. Данный слой – неадаптивный. Каждый узел этого слоя соответствует одному нечеткому правилу. Узел второго слоя соединен с теми узлами первого слоя, которые формируют предпосылки соответствующего правила. Выходами узла ω_i является степень выполнения правила, которая рассчитывается как произведение входных сигналов.

Третий слой осуществляет нормализацию степеней выполнения правил

$$\overline{\omega_i} = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i}.$$

Неадаптивные узлы этого слоя рассчитывают относительный вес выполнения нечеткого правила.

Четвертый слой определяет вклад каждого нечеткого правила в выход сети. Узел четвертого слоя рассчитывает вклад нечеткого правила v_i в выход сети.

Пятый слой формирует управляющий сигнал

$$y = \sum y_i.$$

Выбор нейро-нечетких моделей осуществляется в зависимости от класса решаемых задач. Так, для интеллектуального управления наибольшее применение получили модели ANFIS, FALCON, GARIC, NEFCON, FUN.

Рассмотрим особенности каждой из моделей.

ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) – адаптивная сеть нечеткого вывода реализует нечёткую систему Такаги – Сугено и представляет собой пятислойную нейронную сеть прямого распространения сигнала.

Структура ANFIS гарантирует, что каждый лингвистический термин представлен только одним нечётким множеством. Процедура обучения из ANFIS не имеет ограничений на модификацию функций принадлежности. Из-за высокой гибкости адаптивных сетей ANFIS может иметь множество вариантов исполнения и реализации алгоритмов адаптивного управления в системах автоматического управления.

Модель FALCON (Fuzzy Adaptive learning Control Network) [8] имеет пятислойную архитектуру и реализует тип нечёткого вывода Мамдани (рис. 4). Структура приведена для объекта управления с двумя входными и одним выходным сигналом.

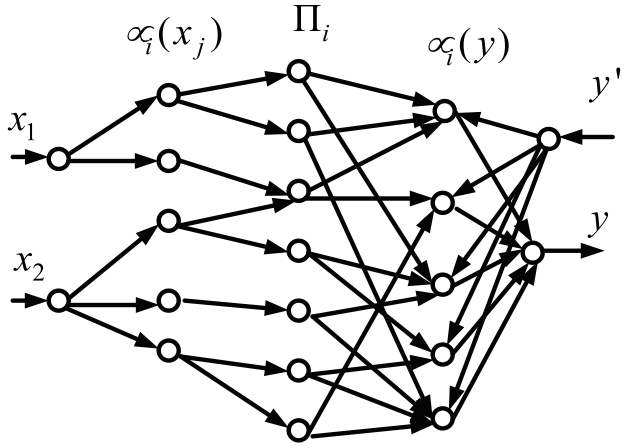

Рис. 4. Структура FALCON-сети

Первый скрытый слой отвечает за фаззификацию каждой входной переменной. Второй скрытый слой определяет предпосылки правила с последующим следствием из правил в третьем скрытом слое. FALCON использует двухэтапный алгоритм, состоящий из обучения без учителя и параметрической оптимизации на основе метода градиентного спуска. На первом этапе параметры функции принадлежности определяются самоорганизующимися методами обучения аналогично статистическим

методам кластеризации. После того определяются правила-предпосылки. После определения нечеткой базы правил устанавливается вся структура сети. Второй этап обучения осуществляет настройку параметров входа и выхода оптимальных функций принадлежности. Алгоритм обратного распространения используется для обучения с учителем. Такие свойства модели FALCON делают ее особо ценной для задачи параметрической идентификации в адаптивных САУ с настраиваемой моделью.

GARIC (Generalized Approximate Reasoning based Intelligent Control) является пятислойной сетью. GARIC использует минимаксный метод для вычисления выходных правил. Для этого метода необходимо чёткое выходное значение из каждого правила. Следовательно, выводы должны быть дефаззифицированы, прежде чем они накопятся в конечное выходное значение контроллера. GARIC в качестве алгоритма обучения использует метод градиентного спуска и обучения с учителем. Обучение останавливается, если выходной сигнал сети прекращает изменяться. Относительно сложная процедура обучения и архитектура являются основными недостатками GARIC, но несмотря на это модель GARIC обеспечивает наилучшие показатели качества в системах автоматического управления.

Алгоритм обучения для NEFCON (Neuro-Fuzzy Control) [5, 6] способен распознавать нечёткие множества, а также нечёткие правила реализации типа систем нечёткого вывода Мамдани [4, 5]. Особенностью NEFCON является то, что связи взвешиваются с нечёткими множествами вместо действительных чисел. NEFCON использует инкрементный или декрементный алгоритм обучения базы правил и алгоритм обратного распространения для обучения нечётких множеств. Система NEFCON способна встраивать ранние знания, а также обучаться с нуля, что делает ее особенно ценной в задачах синтеза с объектом «черный ящик». Производительность системы очень сильно зависит от эвристических факторов, таких как скорость обучения, меры ошибки и т.д.

FUN (Fuzzy Net) состоит из входа, выхода и трёх скрытых слоёв. Настройка FUN начинается с фиксированного количества правил и фиксированного количества нечетких множеств для каждой переменной. Далее используется стохастическая процедура, которая изменяет параметры функций принадлежности и связи в структуре сети. Процесс обучения приводится в действие функцией изменения, которая вычисляется после случайной модификации. FUN может обучаться по стандартным нейронным стратегиям обучаемых сетей или обучаться с учителем. Основная особенность модели FUN состоит в том, что алгоритм перестройки связей и изменения параметров функций принадлежности носит случайный характер. Это означает, что и производительность модели будет носить случайный характер. Поэтому данная модель не может быть применена в системах управления реального времени.

Анализ существующих нейро-нечетких моделей показал, что выбор типа модели зависит от многих факторов. В качестве ориентира используются для повышения «интеллекта»: быстрота обучения, онлайн адаптивность, достижение глобального уровня ошибок и недорогие вычисления. Как правило в качестве нечетких моделей выбираются модели Мамдани или Сугено. Нечёткие системы типа Сугено являются высокопроизводительными, но часто требуют сложных процедур обучения. Нечёткие системы типа Мамдани используют более быстрые эвристические методы, но с потерей в производительности. Многие нейро-нечёткие модели используют контролируемые и неконтролируемые методы для распознавания различных параметров системы вывода. Проблемным является процесс обучения, который не гарантирует оптимальность в глобальном смысле. Исследования показывают, что техника градиента спуска находит локальный оптимум. Применение глобальных процедур оптимизации позволяет предотвратить «попадания в ловушку» локального оптимума, но увеличивает трудоемкость алгоритма.

Таким образом, применение нейро-нечетких моделей в задачах синтеза систем автоматического управления наряду с явными достоинствами оставляет не полностью решенными многие проблемы, связанные с методологией анализа и синтеза рассматриваемых систем.

Список литературы

1. Андриевская Н.В., Хижняков Ю.Н., Южаков А.А. Нейронечеткое управление параллельной работой синхронных генераторов в сети конечной мощности // Механотроника, автоматизация, управление. – 2010. – № 11. – С. 35–39.

2. Интеллектуальные системы автоматического управления / Под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 576 с.

3. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. – М.: Горячая линия, 2009 – 288 с.

4. Ajith Abraham, Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning, Computer Science Department,

Oklahoma State University, USA, springer verlag berlin Heidelberg, 2005.

5. Ajith Abraham, Neuro Fuzzy Systems: state of Art Modelling Techniques, In proceedings of the sixth international work conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN 2001, Granada, Springer Verlag Germany, pp. 269–276, June 2001.

6. Jos Vieira,Fernando, Morgado Dias, AlexandreMota, Neuro-Fuzzy Systems: A Survey, 5th WSEAS NNA International Conference on Neural Networks and Applications, Udine, Italia, 2004.

7. Juang Chia Feng, Lin Chin Teng, An Online Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network and its Applications, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol 6, № 1, pp. 12–32, 1998.

8. Lin, Chin-Teng and Lee, C.S. George. Neural Fuzzy Systems: A neural-fuzzy synergism to intelligent systems, New Jersey, Prentice-Hall, 1996.

References

1. Andrievskaya N.V., Hizhnjakov Ju.N., Juzhakov A.A. *Mehanotronika, avtomatizacija, upravlenie – Mechatronics, automation, control*, 2010, no. 11, pp. 35–39.

2. *Intellektualnye sistemy avtomaticheskogo upravleniya* [Intelligent automatic control system], Moscow, FIZMATLIT, 2001, 576 p.

3. Shtovba S.D. *Proektirovanie nechetkih sistem sredstvami MatLab* [Design of fuzzy systems by means of MatLab], Moscow, Hotline, 2009, 288 p.

4. Ajith Abraham, Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning, Computer Science Department, Oklahoma State University, USA, springer verlag berlin Heidelberg, 2005.

5. Ajith Abraham, Neuro Fuzzy Systems: state of Art Modelling Techniques, In proceedings of the sixth international work conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN 2001, Granada, Springer Verlag Germany, pp. 269–276, June 2001.

6. Jos Vieira,Fernando, Morgado Dias, AlexandreMota, Neuro-Fuzzy Systems: A Survey, 5th WSEAS NNA International Conference on Neural Networks and Applications, Udine, Italia, 2004.

7. Juang Chia Feng, Lin Chin Teng, An Online Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network and its Applications, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 6, no. 1, pp. 12–32, 1998.

8. Lin, Chin-Teng and Lee, C.S. George. Neural Fuzzy Systems: A neural-fuzzy synergism to intelligent systems, New Jersey, Prentice-Hall, 1996.

Рецензенты:

Бочкарев С.В., д.т.н., доцент, профессор кафедры «Микропроцессорные средства автоматизации», ФГБОУ ВПО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет», г. Пермь;

Южаков А.А., д.т.н., профессор, заведующий кафедрой «Автоматика и телемеханика», ФГБОУ ВПО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет», г. Пермь.

Работа поступила в редакцию 06.11.2014.