

К. А. Калашникова, Е. Г. Крылов, А. А. Яковлев

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

Волгоградский государственный технический университет

E-mail: app@vstu.ru

В статье изложено исследование методов синтеза интеллектуальных САУ, использующих аппарат искусственных нейронных сетей и нечеткую логику, для проектирования систем автоматизации тепличных комплексов.

Ключевые слова: нейронные сети, нечеткая логика, САУ, микроклимат, тепличный комплекс.

K. A. Kalashnikova, E. G. Krylov, A. A. Yakovlev

**NEURO-FUZZY MODELS APPLICATION FEATURES FOR THE PROBLEMS
OF SYNTHESIS OF AUTOMATIC CONTROL SYSTEMS**

Volgograd State Technical University

The article presents a study of methods for the synthesis of intelligent ACS, using the apparatus of artificial neural networks and fuzzy logic, for the design of automation systems for greenhouse complexes.

Keywords: neural networks, fuzzy logic, ACS, microclimate, greenhouse complex.

Для эффективной выработки продукции сельскохозяйственного производства культивиционной природы происхождения (овощей, растений, грибов, цветов) широко используются тепличные комплексы, оснащенные автономными системами автоматического управления (САУ) [1; 2].

Одним из современных методов синтеза САУ технологическими параметрами специализированных промышленных объектов является разработка интеллектуальных САУ. 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 [3]. Недостаток информации, необходимой для получения полного описания протекающих процессов в объекте управления, или сложность объекта управления являются примерами неопределенности. Классические регуляторы на практике в большинстве процессов не обеспечивают заданные показатели качества управления, так как применяются классические методы синтеза САУ, а это предполагает описание объекта управления линейными динамическими звеньями невысокого порядка.

Главными недостатками нейронных сетей являются невозможность предсказания погрешности регулирования для входных воздействий, которые не входили в набор обучающих сигналов, отсутствие критериев выбора количества нейронов в сети, длительности обучения, диапазона и количества обучающих воздействий. Для устранения указанных недостатков воспользуемся методами нечеткой логики, которые позволят обеспечить формализацию качественных, размытых в смысловом отношении, понятий и связей. На основе методов нечеткой логики удастся проектировать САУ, 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 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.

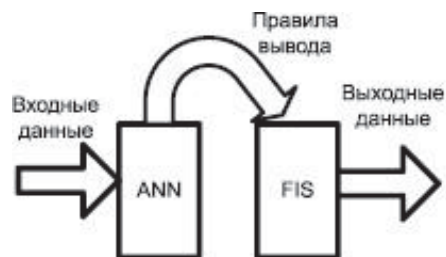


Рис. 1. Совместная нейро-нечеткая модель

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

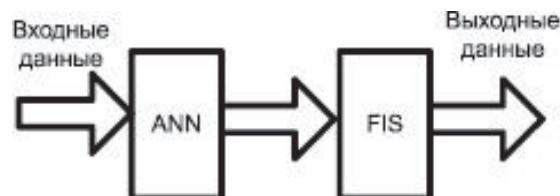


Рис. 2. Параллельная нейро-нечеткая модель

Наиболее распространенной является интегрированная модель, в которой обучающий алгоритм нейронной сети используется для определения параметров системы нечеткого вывода. Нечеткая 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 модели ANFIS (*Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System*). ANFIS – адаптивная сеть нечеткого вывода реализует нечеткую систему Такаги – Сугено и представляет собой пяти-

слоистую нейронную сеть прямого распространения сигнала (рис. 3).

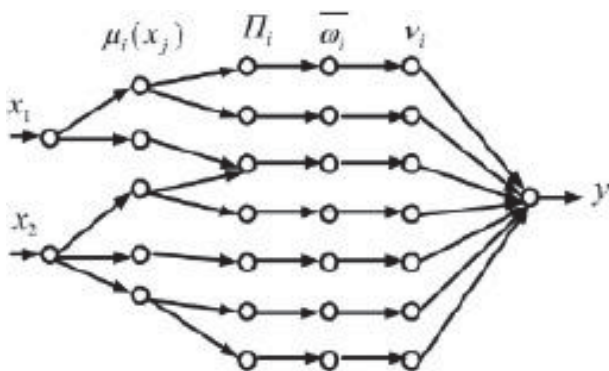


Рис. 3. Структура ANFIS-сети

Входные переменные модели x_1 и x_2 – управляемые переменные (на практике применяется рассогласование между заданным и текущим значением управляемой переменной), выходная переменная 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 по выражению

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i}.$$

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. Для интеллектуального управления наибольшее применение получили модели *ANFIS*, *FALCON*, *GARIC*, *NEFCON*, *FUN*.

Таким образом, анализ существующих нейро-нечетких моделей показал, что выбор типа модели для синтеза интеллектуальной САУ параметрами микроклимата тепличного комплекса зависит от ряда факторов. Ключевыми факторами являются быстрота обучения, онлайн-адаптивность, достижение глобального уровня ошибок и недорогие вычисления. В качестве нечетких моделей целесообразно использовать модели Мамдани или Сугено. Нечеткие системы типа Сугено являются высокопроизводительными, но часто требуют сложных процедур обучения. Нечеткие системы типа Мамдани используют более быстрые эвристические методы, но с потерей производительности.

Применение интеллектуальной САУ даст возможность повысить управляемость и степень автоматизации тепличного комплекса, что в целом благополучно влияет на процесс вегетации агрокультур, качество продукции и энергоэффективность оборудования.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Калашникова, К. А. Фаззификация параметров устройств управления микроклиматом тепличного комплекса / К. А. Калашникова, Е. Г. Крылов // Известия ВолгГТУ : научный журнал № 1 (260) / ВолгГТУ. – Волгоград, 2022. – (Серия «Прогрессивные технологии в машиностроении»). – С. 63–65.
2. Автоматизированная система контроля параметров микроклимата тепличного комплекса / К. А. Калашникова, Е. Г. Крылов, Н. В. Козловцева, А. В. Капитанов // Известия ВолгГТУ : научный журнал № 3 (262) / ВолгГТУ. – Волгоград, 2022. – (Серия «Прогрессивные технологии в машиностроении»). С. 55–57.
3. Формирование потоков данных в теплице / К. А. Калашникова, Е. Г. Крылов, Н. В. Козловцева, А. В. Капитанов // Известия ВолгГТУ : научный журнал № 8 (267) / ВолгГТУ. – Волгоград, 2022. – (Серия «Прогрессивные технологии в машиностроении»). – С. 66–68.