

Управление объектом в нечетких условиях, в том числе экологическим риском, наиболее эффективно производить при помощи так называемой нечеткой нейронной сети [1]. Управляющий сигнал вырабатывается сетью на основе входных четких сигналов, которые внутри сети интерпретируются как нечеткие лингвистические термы. В этом смысле нейро-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. Рассмотрим переменные, участвующие в задаче управления экосистемой. Экологический вероятностный риск, как всякая вероятность, является четким числом, распределенным на отрезке $[0,1]$. Однако состояние территории – зоны действия полимерных производств, определяемое по этому значению, можно рассматривать как искомую лингвистическую (нечеткую) переменную, принимающую четыре значения: · «относительно удовлетворительное состояние», · «напряженное состояние», · «кризисное состояние», · «критическое состояние». Так как это искомый показатель, функция принадлежности этой переменной неопределена. Переменная «Состояние урбоэкосистемы» в свою очередь зависит от четырех переменных – вероятностей неблагоприятного состояния по четырем объектам исследования: · воздуха ($P_{\text{возд}}$), · снега ($P_{\text{снег}}$), · почвы ($P_{\text{почв}}$) · биосредам ($P_{\text{биоср}}$). Значения данных переменных рассчитываются согласно нейросетевым методикам, описанным в [2,3]. В настоящее время наиболее распространенными являются три альтернативных подхода к генерации нечеткой нейронной сети по имеющимся исходным данным (в нашем случае – по экспертным оценкам количественного значения вероятностного риска окружающей среды в зависимости от количественных показателей отдельных сред): 1. Генерация нечеткой нейросети и системы нечеткого логического вывода по алгоритму решетчатого разбиения. На выходе алгоритма получается база знаний, содержащая все возможные правила. 2. Генерация нечеткой нейросети и системы нечеткого логического вывода через субтрактивную кластеризацию по горному методу. В результате субтрактивной кластеризации генерируются правила, соответствующие областям наибольшей концентрации данных. 3. Генерация нечеткой нейросети для уже спроектированной системы нечеткого логического вывода типа Тагаки-Сугено с ее последующей корректировкой. Нейро-нечеткое управление на основе решетчатого разбиения. Для генерирования нечеткой логической системы по данному методу все множество разбивается простым ранжированием в соответствии с заданным количеством термов для каждой входной переменной. Для каждого сочетания входных термов формируется отдельное нечеткое логическое правило с правой частью типа Тагаки-Сугено. Коэффициенты линейных соотношений правых частей, а также параметры функций

принадлежности подбираются в процессе обучения нечеткой нейронной сети по имеющимся входным данным. Таким образом, в нашем случае будет автоматически создана система нечеткого логического вывода следующей структуры: 1. Количество входных переменных четыре (Рвезд, Рснег, Рпочв, Рбиоср). 2. Каждая из функций принадлежности – гауссиан. 3. Выходная переменная единственная (Робщ). 4. Количество термов для выходной переменной – 4. Каждый соответствует одному из лингвистических понятий «состояние среды удовлетворительное», «состояние среды напряженное», «состояние среды кризисное», «состояние среды критическое». Вид функциональной зависимости выходной переменной – линейная. Нечеткая сеть была смоделирована по вышеописанным правилам в пакете Matlab Fuzzy Logic Toolbox, в качестве метода ее обучения был выбран гибридный алгоритм, объединяющий алгоритмы обратного распространения ошибки и метода наименьших квадратов. Результаты практического применения данной нейронечеткой системы управления отражают представления о зависимостях между вероятностными рисками (Рис.).

Рис. 1 Зависимость оценки обобщенного вероятностного риска от уровня загрязнения атмосферного воздуха и снежного покрова для системы, сгенерированной по алгоритму решетчатого разбиения

Оценка точности системы нечеткого вывода, сгенерированной по алгоритму решетчатого разбиения

Для оценки точности системы использовались данные по количественной оценке вероятностного экологического риска в зоне действия полимерных производств на территории г.Казани в зависимости от количественных оценок рисков по отдельным средам, предоставленные Институтом проблем экологии и недропользования Академии наук РТ. Для адекватности оценки все данные были разбиты на две группы: обучающие, по которым осуществлялась генерация системы; и тестовые, по которым осуществлялась непосредственная проверка точности. Система, сгенерированная согласно алгоритму решетчатого разбиения, показала высокую точность на обучающем множестве: средняя ошибка системы на тренировочных данных составила всего 0,00000019232, однако на тестовом множестве данная система показала значительно меньшую точность. Средняя ошибка на тестовых данных составила 0,4984 (62%). Детально разницу между реальными тестовыми значениями и значениями, генерируемыми системой, демонстрирует рис.2.

Рис. 2 Значения вероятностного риска, определяемого экспертами (синяя линия), и генерируемые системой (красная линия)

Такой результат говорит об эффекте переобучения нечеткой нейронной сети в процессе генерирования системы нечеткого логического вывода по алгоритму решетчатого разбиения. Данная система является избыточной по количеству правил нечеткого вывода, что приводит к высочайшей точности на обучающем, и крайне неудовлетворительной точности на тестовом множестве. Нейро-нечеткое управление на основе горной кластеризации

При данном методе все исходные

данные разбиваются на кластеры согласно алгоритму субтрактивной, или горной, кластеризации. Алгоритм заключается в следующем: все входные объекты рассматриваются как потенциальные центры кластеров. Для каждого объекта рассчитывается значение так называемого потенциала, характеризующего плотность расположения других объектов в его окрестности. Чем гуще соседние объекты расположены к данному объекту, тем больше значение его потенциала. В случае, когда объект задан двумя признаками, графическое изображение распределения потенциала будет представлять собой поверхность, напоминающую горный рельеф. Отсюда и название горный метод. Затем по результатам кластеризации при помощи нечеткой нейронной сети генерируется система нечеткого логического вывода: каждому найденному кластеру (его центру) ставится в соответствие одно логическое правило вида: «Если ($X =$) ТО ($Y =$)» Нечеткие множества и понимаются как «около X_i » и «около Y_i » Здесь $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – координаты входной переменной, $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ – координаты центра кластера. Таким образом, количество термов для каждого нечеткого множества, а также количество нечетких правил будет равно количеству выделенных кластеров. Для выявления оптимальной структуры нечеткой сети была проведена серия экспериментов, в каждом из которых варьировались значения входных параметров. Эксперименты по генерации проводились при помощи надстройки ANFIS приложения Fuzzy Logic Toolbox пакета MatLab. В частности, были построены нейронечеткие сети на основе горной кластеризации для 24, 7 и 4 кластеров. Результаты работы системы на тестовом множестве иллюстрирует Рис. 3: Рис. 3 Значения вероятностного риска, определяемого экспертами (синяя линия), и генерируемые системой (красная линия) Анализ проведенных экспериментов показал, что наиболее точной является система нечеткого логического вывода, сгенерированная по алгоритму горной кластеризации для 24 кластеров, однако избыточность термов и недостаток логических правил делают ее очень сложной для адекватной лексической интерпретации. Нейро-нечеткое управление на основе экспертной системы Такаги-Сугено Для реализации данного подхода необходимо располагать системой нечеткого логического вывода Такаги-Сугено, первоначально построенной группой экспертов. Располагая такой экспертной системой, при помощи нечеткой нейронной сети можно скорректировать ее параметры для минимизации погрешности на имеющихся в распоряжении экспертов данных. При этом основные характеристики системы, такие как количество нечетких термов для каждой входной переменной, а также количество и вид левых частей нечетких логических правил, сохранятся. Параметры линейных зависимостей правых частей правил, а также параметры функций принадлежности нечетких термов будут скорректированы в процессе обучения нейронечеткой сети. Группой экспертов Института экологии и недропользования АН РТ была спроектирована система Такаги-Сугено. В системе

для описания зависимости между вероятностями формирования неблагоприятных условий и состоянием урбоэкосистемы определены 67 логических правил. Функции принадлежности нечетких термов – Гауссианы. Для обучения и корректировки была спроектирована нечеткая нейронная сеть следующей топологии: 1. Количество входных нейронов – 4 (по числу входных переменных); 2. Количество нейронов в первом скрытом слое (слой фаззификации) – 16 (число входных переменных, умноженное на количество нечетких термов для каждой переменной); 3. Количество нейронов во втором и третьем скрытых слоях (слой логического вывода) – 67 (по числу нечетких правил); 4. Количество нейронов в четвертом слое (слой дефаззификации) – 1 (по числу выходных переменных); 5. Количество выходных нейронов – 1.

Погрешность системы на тестовом множестве составила в среднем 0,000643 (0,14%). Данное значение является минимальным среди всех тестовых ошибок систем нейро-нечеткого управления. Рис. 4 Значения вероятностного риска, определяемого экспертами (синяя линия), и генерируемые системой (красная линия) Подобный результат говорит о том, что система нечеткого логического вывода Тагаки-Сугено, первоначально определенная специалистами-экспертами и впоследствии скорректированная при помощи нечеткой нейронной сети, с успехом может применяться в задачах управления экологическим риском на территории с нечетко заданными исходными данными, к которым относится территория с действующими предприятиями производства и использования полимеров. Таким образом, на основании проведенных экспериментов можно сделать вывод, что наилучшие результаты демонстрирует нечеткая нейронная сеть, созданная на основе экспертной системы Тагаки-Сугено с последующей корректировкой нейронечеткой сетью.