

С. В. Новикова, Ю. А. Тунакова, Э. Ш. Кремлева

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РАЗЛИЧНЫХ АЛГОРИТМОВ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭКОЛОГИЧЕСКИМ РИСКОМ В ЗОНЕ ДЕЙСТВИЯ ПОЛИМЕРНЫХ ПРОИЗВОДСТВ

*Ключевые слова: нейронные сети, экологический риск, управление.*

*В статье представлены результаты нейро-нечеткого управления с поиском наилучшего алгоритма для управления экологическими рисками в зоне действия полимерных производств*

*Key words: neural networks, ecological risk, management.*

*In clause results of neural networks- indistinct management with search of the best algorithm for management of ecological risks in an operative range of polymeric manufactures are submitted.*

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 распространены 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 Такаги-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 Такаги-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 ( $P_{\text{возд}}, P_{\text{снег}}, P_{\text{почв}}, P_{\text{биоср}}$ ).

2. Каждая из функций принадлежности – гауссиан.

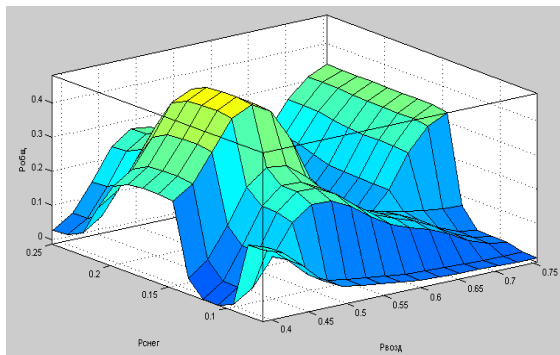
3. Выходная переменная единственная ( $P_{\text{общ}}$ ).

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 вы-

бран гибридный алгоритм, объединяющий алгоритмы обратного распространения ошибки и метода наименьших квадратов.

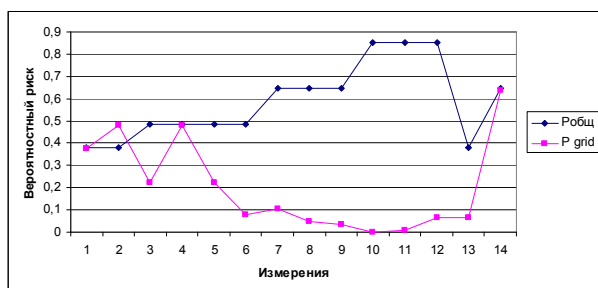
Результаты практического применения данной нейронечеткой системы управления отражают представления о зависимостях между вероятностными рисками (Рис.).



**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.

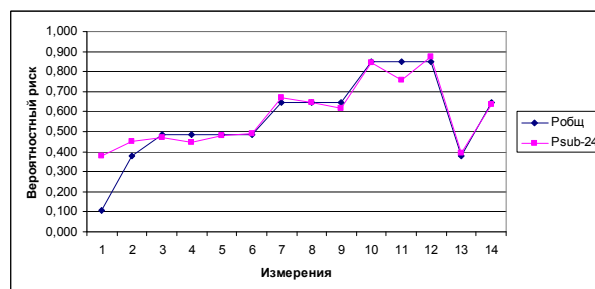
#### Нейро-нечеткое управление на основе горной кластеризации

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  $(X = \tilde{X}^i)$  ТО  $(Y = \tilde{Y}^i)$ »

Нечеткие множества  $\tilde{X}^i$  и  $\tilde{Y}^i$  понимаются как «около  $X^i$ » и «около  $Y^i$ ». Здесь  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  – координаты входной переменной,  $X^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$  – 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, сохраняются. 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.

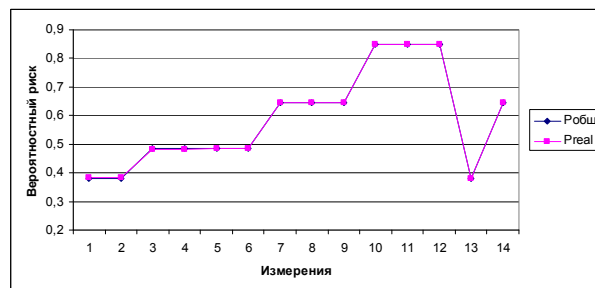


Рис. 4 - Значения вероятностного риска, определяемого экспертами (синяя линия), и генерируемые системой (красная линия)

Подобный результат говорит о том, что система нечеткого логического вывода Такаги-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 Такаги-Сугено с последующей корректировкой нейронечеткой сетью.

### Литература

1. Полозова А.Н. Угрозы, риски и неопределенности в бизнес-деятельности сложных организационных систем // Управление риском. 2004. № 1. С. 59-64.
2. Авалиани С.Л., Балбус Дж., Голуб А.А., Давыдова Н.Г., Струкова Е.Б., Сафонов Г.В. Управление окружающей средой на основе методологии анализа риска. ТЭИС, Москва, 2007 г. С.7-54.
3. Яйли Е.А. Научно-методические и прикладные аспекты оценки и управления урбанизированными территориями на основе инструмента риска и новых показателей качества окружающей среды. СПб.: РГГМУ, 2006. 444 с.