

НЕЧЕТКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ОЦЕНКЕ ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

В.В. Глинский,
Л.К. Серга,
К.А. Зайков,
М.С. Хван

Статья посвящена проблеме оценки уровня нечетких явлений, как экологическая безопасность территориальных образований. Данное исследование представляет собой решение этой проблемы с помощью нейронных сетей. Применение нейронных сетей позволяет преодолеть недостаток имеющейся информации на входе и проводить корректную оценку экологической безопасности территориальных образований. Для этого используется метод обучения нейронной сети. К преимуществам использования нечетких нейронных сетей относится гибкость и возможность работать непосредственно с неявно определенными параметрами и критериями, заведомо приближительными или неизвестными данными, терпимость к нечеткости и противоречивости используемых данных. Этот метод позволил решить следующие задачи: провести типологию субъектов Российской Федерации по экологической безопасности и разработать сценарии повышения их безопасности; спрогнозировать изменения в их развитии, принимая во внимание экологические факторы.

Ключевые слова: индикатор, нечеткие нейронные сети, субъекты Российской Федерации, экологическая безопасность.
JEL: C38, C45, Q56.

Экологическая безопасность – это одно из ключевых направлений функционирования общества, предполагающее формирование альтернативных сценариев развития, которое не может быть осуществлено без проведения корректной оценки. Проблема осуществления оценки экологической безопасности на сегодняшний день остра в связи с отсутствием полной и четкой информации, дефицита наблюдений, отсутствия качественных и количественных факторов, необходимости оперативно принимать решения на основе анализа большого объема входной информации. Экологическая безопасность является сложным системным объектом для изучения, что затрудняет процесс разработки эффективного механизма оценки социально-экономических систем по уровню экологической безопасности. Наиболее мощным инструментом здесь выступает классификация с применением нечетких нейронных сетей.

Обзор исследований по вопросам применения нечетких нейронных сетей. Нейронные сети представляют собой новую и весьма перспективную вычислительную технологию, дающую новые подходы к исследованию сложных многомерных явлений. Они обеспечивают способность к моделированию нелинейных процессов, работу с зашумленными данными и адаптивность к реальным процессам [4].

Развитие нейронных сетей началось в XX веке. В 1943 г. Н. Винером была опубликована работа о кибернетике, основной идеей которой являлось представление сложных биологических процессов математическими моделями. В этом же году У. Маккалок и В. Питтс формализуют понятие нейронной сети в фундаментальной статье о логическом исчислении идей и нервной активности. Значительный вклад в создание теории искусственных нейронных сетей внесли Д.О. Хебб, Ф. Розенблат, Б. Уидроу, М.М. Бонгард, Пол Дж. Вер-

Глинский Владимир Васильевич (s444@ngs.ru) – д-р экон. наук, профессор, заведующий кафедрой статистики, Новосибирский государственный университет экономики и управления (НИНХ).

Серга Людмила Константиновна (l.k.serga@nsuem.ru) – канд. экон. наук, доцент, кафедра статистики, Новосибирский государственный университет экономики и управления (НИНХ).

Зайков Кирилл Алексеевич (k.a.zajkov@nsuem.ru) – ассистент, кафедра статистики, Новосибирский государственный университет экономики и управления (НИНХ).

Хван Мария Сергеевна (hvan2013@ngs.ru) – аспирант, кафедра статистики, Новосибирский государственный университет экономики и управления (НИНХ).

бос, А.И. Галушкин, Фукушима, Т.К. Кохонен, Дж. Дж. Хопфилд, Д.И. Румельхарт, С.И. Барцев, В.А. Охонин, Дж. Хиллтон и др. Данными исследователями были разработаны первые работающие алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей, созданы алгоритмы распознавания образов и пр. [2, 6].

Нечеткие нейронные сети на сегодняшний день используются для решения прикладных задач в таких областях, как медицина, биология, спорт, производство и экономика. Это обусловлено особыми характеристиками нейронных сетей: возможность моделировать, идентифицировать и обрабатывать сигналы; классифицировать и распознавать образы; прогнозировать будущее состояние системы; идентифицировать и оценивать, устанавливая взаимосвязи.

Нужно отметить, что исследованиям прикладного использования техники нечетких нейронных сетей посвящены работы отечественных авторов - В.А. Терехова, В.М. Лазарева, А.П. Свиридова, А.Н. Горбань и др., а также зарубежных - С. Осовского, Ф. Уоссермана, Анил К. Джейна и др. [9, 10].

Применение нейронных сетей для практических задач затрудняется рядом проблем, например в задачах классификации заранее неизвестно, какой сложности потребуется сеть для получения достаточно точного результата. Эта сложность может оказаться чрезмерно большой. Архитектура сети, то есть число слоев и число элементов в каждом слое, должна быть определена до начала обучения. Сеть порождает сложные нелинейные разделяющие поверхности в пространстве входов. В сети с одним скрытым слоем векторы образцов сначала преобразуются (нелинейным образом) в новое пространство представлений (пространство скрытого слоя), а затем гиперплоскости, соответствующие выходным узлам, располагаются так, чтобы разделить классы уже в этом новом пространстве. Тем самым, сеть распознает уже другие характеристики - «характеристики характеристик», полученные в скрытом слое [9].

Эффективность применения нейронных сетей для классификации объясняется тем, что приводит к выбору оптимальной модели из большого числа сгенерированных регрессионных моделей. Кроме того, их применение оправдано в тех случаях, когда исходные

данные либо неполные, либо неточные. Это характерно для статистики на уровне муниципальных районов.

Проведенный критический анализ исследований по вопросам применения нечетких нейронных сетей позволил установить, что данная технология может быть использована для построения классификатора социально-экономических систем по уровню экологической безопасности.

Разработка алгоритма построения классификатора социально-экономических систем по уровню экологической безопасности. В работе предлагается алгоритм построения классификатора социально-экономических систем по уровню экологической безопасности, основанный на технологии нечетких нейронных сетей и методов многомерного статистического анализа.

На рис. 1 представлен алгоритм построения классификатора.

Остановимся на рассмотрении отдельных этапов построения классификатора.

Этап 1. Формирование системы показателей, характеризующей экологическую безопасность, осуществлялось с учетом специфики объекта исследования. В качестве объекта исследования рассматривались муниципальные образования регионов РФ. Муниципальные образования являются одними из сложных объектов для изучения. В понимании сущности муниципального образования важным моментом является характер его отношений с другими системами (государством, субъектами Федерации), составляющими в совокупности внешнюю среду, частью которой является и само муниципальное образование. Несмотря на то, что оно является относительно независимым от внешней среды, однако для него остаются свойственными те характеристики, которые определяют субъект Федерации, государство в целом, но при этом оно сохраняет свою специфику [14].

Этап 2. Приведение исходного массива данных к единой размерности было осуществлено на основе процедур стандартизации и нормирования. Данные процедуры позволяют отобразить значение каждого показателя в пределах от 0 до 1, сохраняя все пропорции между отдельными значениями. [3, 7, 12-14, 17-18].

Этап 3. Для определения эталонных представителей классов социально-экономичес-



Рис. 1. Алгоритм построения классификатора социально-экономических систем по уровню экологической безопасности

ких систем по уровню экологической безопасности использовался кластерный анализ. Применение данного метода для разбиения исходной совокупности объектов на одинаковое количество классов за несколько лет позволяет выявить устойчивых представителей полученных групп. Эти представители и будут выступать эталонами (образцами) выделяемых классов.

Этап 4. Решение задачи классификации можно выполнить с помощью сетей следующих типов: многослойного персептрона, радиальной базисной функции, сети Кохонена, вероятностной нейронной сети и линейной сети. Архитектура нечеткой нейронной сети в данном случае имеет три слоя нейронов: входной, скрытый и выходной. Входной слой представлен системой показателей, характеризующей экологическую безопасность социально-экономических систем. С помощью синопсисов обеспечивается связь входного слоя со скрытым слоем нейронов, в котором рассчитывается активность нейрона как Евклидово расстояние. Выходной слой пред-

ставлен нейронами, на которых вычисляются гауссовы функции принадлежности активности к классу. Использование гауссовой функции обеспечивает устранение шума (ненужной информации), имеющейся во входных данных. Кроме того, сеть способна к самообучению, что повышает качество оценки. Для этого в архитектуре сети имеется обратная связь, которая соединяет выходной слой сети со скрытым слоем нейронов с целью коррекции весов синопсисов скрытого слоя.

Этапы 5-6. При построении сети необходимо осуществлять контроль за качеством результата. Для этих целей используется кросс-проверка, предполагающая разбиение наблюдений на обучающее и контрольное множество. В рамках этого формируется функция ошибок. Она требует минимизации в процессе управляемого обучения нейронной сети. Данная функция предназначена для оценки качества работы нейронной сети во время обучения. От качества обучения нейронной сети зависит ее способность решать задачи, поставленные перед ней. Кроме того,

для улучшения результатов используют переобучение сети. Переобучение сети имеет такой недостаток, как потеря способности обобщения исследуемого явления. Чтобы придать окончательной модели должную надежность, часто (по крайней мере, когда объем обучающих данных это позволяет) поступают так: резервируют еще одно - тестовое множество наблюдений. Итоговая модель тестируется на данных из этого множества, чтобы убедиться, что результаты, достигнутые на обучающем и контрольном множествах, реальны, а не являются артефактами процесса обучения [8-11, 15].

Этап 7. В результате обучения сети получается работоспособная нейронная сеть, которая позволяет классифицировать социально-экономические системы по уровню экологической безопасности и может быть ис-

пользована для различных хозяйствующих субъектов одного уровня управления.

Классификатор муниципальных образований по уровню экологической безопасности. Разработанный алгоритм построения классификатора социально-экономических систем по уровню экологической безопасности тестировался на муниципальных образованиях регионов РФ.

Формирование системы показателей, характеризующей экологическую безопасность муниципальных образований, было осуществлено с учетом национального и регионального компонентов, а также специфики муниципального образования [1, 5].

В таблице 1 представлен исходный набор показателей, сформированный на основе базы данных Федеральной службы государственной статистики [16].

Таблица 1

Показатели, характеризующие экологическую безопасность муниципальных образований

Переменная	Показатель
x_1	Образование отходов производства и потребления, тыс. тонн на душу населения
x_2	Использование и обезвреживание отходов производства и потребления, тыс. тонн на душу населения
x_3	Инвестиции в основной капитал, направленные на охрану окружающей среды и рациональное использование природных ресурсов в РФ, тыс. рублей на душу населения
x_4	Затраты на защиту и реабилитацию земель, поверхностных и подземных вод, тыс. рублей на душу населения
x_5	Затраты на сохранение биоразнообразия и охрану природных территорий, тыс. рублей на душу населения
x_6	Затраты на охрану атмосферного воздуха и предотвращение изменений климата, тыс. рублей на душу населения
x_7	Индексы производства по виду экономической деятельности «добыча полезных ископаемых», в процентах к предыдущему году
x_8	Индексы производства по виду экономической деятельности «обрабатывающие производства», в % к предыдущему году
x_9	Индексы производства по виду экономической деятельности «производство и распределение электроэнергии, газа и воды», в % к предыдущему году
x_{10}	Индексы промышленного производства, в % к предыдущему году
x_{11}	Выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух, отходящих от стационарных источников, тонн/ км ²
x_{12}	Улавливание загрязняющих атмосферу веществ, отходящих от стационарных источников, тонн/ км ²
x_{13}	Использование свежей воды, тыс. куб. метров на душу населения
x_{14}	Объем оборотной и последовательно используемой воды, тыс. куб. метров на душу населения
x_{15}	Сброс загрязненных сточных вод в поверхностные водные объекты, тыс. куб. метров на душу населения
x_{16}	Сокращение организациями материальных затрат на производство единицы товаров, работ, услуг, в % от общего числа
x_{17}	Сокращение организациями энергозатрат на производство единицы товаров, работ, услуг, в % от общего числа
x_{18}	Сокращение организациями выбросов в атмосферу диоксида углерода (CO ₂), в % от общего числа
x_{19}	Замена организациями сырья и материалов на менее опасные, в % от общего числа
x_{20}	Снижение организациями загрязнения окружающей среды (атмосферного воздуха, земельных, водных ресурсов, уменьшение уровня шума), в % от общего числа
x_{21}	Осуществление организациями вторичной переработки (рециркуляции) отходов производства, воды или материалов, в % от общего числа
x_{22}	Объем работ, выполненных по виду экономической деятельности «строительство», в фактически действовавших ценах; тыс. рублей на душу населения
x_{23}	Перевозки грузов автотранспортом, млн т
x_{24}	Грузооборот, млн т-км
x_{25}	Доля текущих затрат на охрану окружающей среды, в % от общего числа
x_{26}	Удельный вес объектов, имеющих стационарные источники выбросов, в % к итогу

Поскольку исходный набор данных имел различную размерность, то была применена процедура нормирования исходных данных, в результате которой исследуемые показатели, характеризующие экологическую безопасность, стали принимать значения от 0 до 1. Нормированные данные были положены в основу определения эталонных представителей классов муниципальных образований по уровню экологической безопасности.

Исследование проводилось на 57 муниципальных образованиях Томской области (16 муниципальных районов), Курганской облас-

ти (24 муниципальных района) и Хабаровского края (7 муниципальных районов) за 2012 г.

В нашем случае было выделено два эталонных класса на основе использования кластерного анализа - метода иерархии и метода k -средних. При исследовании других территориальных единиц возможно выделение промежуточных классов при формировании эталонных групп. В таблице 2 представлены результаты выделения кластеров муниципальных образований регионов РФ по уровню экологической безопасности за 2012 г. на основе метода k -средних.

Таблица 2

Эталонные представители муниципальных образований за 2012 г.

Кластер	Тип	Муниципальные образования регионов РФ
1	Низкий (опасный)	Александровский (1), Асиновский (4), Бакcharский (6), Верхнекетский (12), Зырянский (16), Каргасокский (20), Кожевниковский (23), Колпашевский (24), Кривошеинский (26), Молчановский (32), Парабельский (36), Первомайский (37), Тегульдетский (44), Томский (45), Чаинский (50), Шегарский (54)
2	Высокий (безопасный)	Альменевский (2), Амурский (3), Аяно-Майский (5), Белозерский (7), Бикинский (8), Ванинский (9), Варгашинский (10), Верхнебурейский (11), Вяземский (13), Далматовский (14), Звериноголовский (15), МО им Лазо (17), МО им Полины Осипенко (18), Каргапольский (19), Катайский (21), Кетовский (22), Комсомольский (25), Куртамышский (27), Лебяжьевский (28), Макушинский (29), Мишкинский (30), Мокроусовский (31), Нанайский (33), Николаевский (34), Охотский (35), Петуховский (38), Половинский (39), Притобольный (40), Сафакулевский (41), Советско-Гаванский (42), Солнечный (43), Тугуро-Чумиканский (46), Ульчский (47), Хабаровский (48), Целинный (49), Частозерский (51), Шадринский (52), Шатровский (53), Шумихинский (55), Щучанский (56), Юргамышский (57)

Эталонные представители муниципальных образований, выделенные на основе кластерного анализа за 2012 г., были использованы для построения нейронной сети. Построение и обучение сети осуществлялось в ППП Statistica.10. Нейронная сеть обучалась, используя

алгоритм BFGS (итерационный метод). В результате ряда испытаний было отобрано несколько нейронных сетей. Наилучшей нейронной сетью оказалась сеть, состоящая из одного нейрона и соответственно с одним слоем (см. рис. 2).

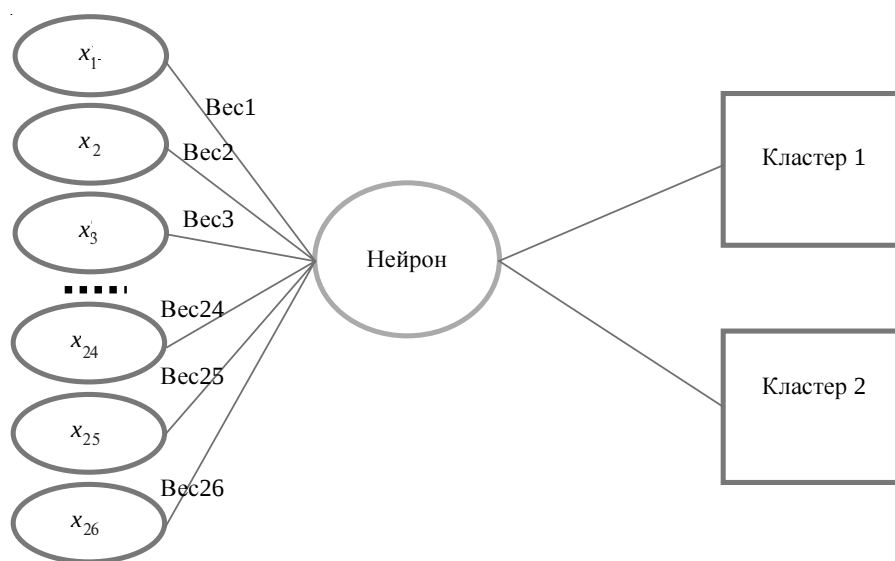


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

Алгоритм отобрал 10 наиболее подходящих сетей, каждая из которых давала нулевую ошибку. Каждая обученная сеть была использована для прогнозирования состояния муниципальных образований по уровню экологической безопасности в 2013 г. Половина сетей дала не нулевую ошибку по сравнению с кластерным анализом за 2013 г. Это объясня-

ется тем, что они использовали часть входных данных с большим весом, и тем самым небольшое отклонение данных привело к существенному изменению результата. Однако оставшаяся часть сетей дала приемлемый результат - нулевую ошибку. Результаты приведены в таблице 3.

Таблица 3

Результаты применения нейронных сетей для установления принадлежности муниципальных образований к выделенным классам за 2013 г.

Номер муниципального образования	Результаты кластерного анализа	Нейронная сеть 1	Нейронная сеть 2	Нейронная сеть 3	Нейронная сеть 4	Нейронная сеть 5	Нейронная сеть 6	Нейронная сеть 7	Нейронная сеть 8	Нейронная сеть 9	Нейронная сеть 10
1	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1
2	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
3	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2
4	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1
5	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2
6	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1
7	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
8	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2
9	2	1	2	2	2	2	1	2	2	2	2
10	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
50	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1
51	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
52	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
53	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
54	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1
55	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
56	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
57	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2
Уровень совпадения, в %	-	94,7	29,8	100,0	71,9	71,9	28,0	100,0	100,0	100,0	100,0

Таким образом, применение нейронных сетей в задачах классификации позволяет получить устойчивые классы муниципальных образований в соответствии с их уровнем экологической безопасности. Кроме того, результаты исследования могут быть применены для прогнозирования принадлежности муниципальных образований к тому или иному классу.

Использование нейронных сетей для проведения оценки экологической безопасности муниципальных образований субъектов Российской Федерации за 2013 г. позволило выявить следующие преимущества их приме-

нения: возможность работать непосредственно с неявно определенными параметрами и критериями, заведомо приближительными или неизвестными данными, терпимость к нечеткости и противоречивости используемых данных, гибкость и относительно низкую себестоимость. Одновременно с преодолением недостатков на входе имеющейся информации обеспечивается возможность обучения нейронной сети, что в дальнейшем обуславливает ее эффективную работу и позволяет проводить корректную оценку экологической безопасности социально-экономических систем.

Качественная оценка экологической безопасности субъектов Российской Федерации на основе использования такой гибридной технологии, как нечеткая нейронная сеть, позволяет решить следующий пласт задач: создание системы классификации субъектов РФ по уровню экологической безопасности и прогнозирование изменений в их развитии, обусловленных изменениями уровня экологической безопасности. Кроме того, результаты исследования могут быть использованы для разработки сценариев развития субъектов РФ.

Разработанная авторская методика может быть применена для классификации не только муниципальных образований, но и других социально-экономических систем различного уровня управления. В Российской Федерации на основе базы данных Федеральной службы государственной статистики классификация территорий по уровню экологической безопасности может быть осуществлена для федеральных округов, регионов и муниципальных образований. Поскольку данный подход к оценке уровня экологической безопасности включает в себя отнесение территориальных единиц к определенному типу, то этот способ может быть применен к другим странам с учетом их специфики и имеющимся данным по ним.

Заключение. Прикладное использование нечетких нейронных сетей в исследовании экологической безопасности способствует повышению гибкости в принятии управленческих решений в сфере экологической безопасности, а именно оперативное построение моделей поведения субъектов РФ, предполагающее принятие своевременных качественных ответных мер, что может быть обеспечено при использовании данной гибридной технологии.

Литература

1. Glinskiy V.V., Serga L.K., Khvan M.S. Environmental Safety of the Region: New Approach to Assessment, Procedia CIRP, Volume 26, 2015, P. 30-34.
2. Барцев С.И., Охонин В.А. Адаптивные сети обработки информации. Красноярск: Ин-т физики СО АН СССР, 1986. Препринт № 59Б. - 20 с.
3. Борисова А.С. Влияние процедуры сглаживания данных на оценку развития электронного правительства регио-

нов России [Электронный ресурс]. URL: http://www.rae.ru/fs/?section=content&op=show_article&article_id=10002979

4. Бэстенси Д.Э., Ван Ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки. Принятие решений в торговых операциях. М.: ТВП, 1997. - 236 с.

5. Васильева А.А. Свойства муниципального образования как социально-экономической системы [Электронный ресурс]. URL: http://vasilieva.narod.ru/mu/stat_rab/stat/vasil/MOSES.htm

6. Галушкин А.И. Синтез многослойных систем распознавания образов. М.: Энергия, 1974.

7. Глинский В.В., Серга Л.К., Чемезова Е.Ю., Зайков К.А. Об оценке пороговых значений в решении задачи классификации данных // Вопросы статистики. 2014. № 12. С. 30-36.

8. Методы классификации и прогнозирования. Нейронные сети. Обучение нейронных сетей [Электронный ресурс]. URL: <http://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/178?page=4>

9. Михайлов А.С., Староверов Б.А. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей для идентификации и диагностики технических объектов [Электронный ресурс]. URL: http://vestnik.ispu.ru/sites/vestnik.ispu.ru/files/publications/str_64-68.pdf

10. Нейронные сети [Электронный ресурс]. URL: http://statlab.kubsu.ru/sites/project_bank/nural.pdf

11. Нейронные сети [Электронный ресурс]. URL: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html>

12. Серга Л.К. О подходах к решению задач идентификации нечетких совокупностей // Вестник НГУЭУ. 2013. № 3. С. 83-91.

13. Серга Л.К. Об одном подходе к определению пороговых значений в решении задачи классификации // Вестник НГУЭУ. 2012. № 1. С. 54-60.

14. Серга Л.К., Овечкина Н.И., Шмарихина Е.С., Чемезова Е.Ю., Скрипкина Т.Б., Зайков К.А. Сфера услуг как катализатор развития территорий // Вестник НГУЭУ. 2015. № 1. С. 137-147.

15. Слепнев Е.С. Применение искусственных нейронных сетей для анализа предаварийных ситуаций турбоагрегатов электростанций [Электронный ресурс]. URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/46TVN314.pdf>

16. Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gks.ru/>

17. Хван М.С. Оценка влияния экологических параметров на уровень устойчивого развития территорий РФ // Тезисы докладов 6-й Международной научно-практической конференции студентов и аспирантов (Москва, 12-15 мая 2015 г.). М.: НИУ «Высшая школа экономики», 2015. С.270.

18. Хван М.С. Статистическая оценка экологической безопасности территорий РФ // Материалы 53-й Международной научной студенческой конференции МНСК-2015: Экономика / Новосибир. гос. ун-т. Новосибирск, 2015. С. 92-93.

FUZZY NEURAL NETWORKS IN THE ASSESSMENT OF ENVIRONMENTAL SAFETY

Vladimir Glinskiy

Author affiliation: Novosibirsk State University of Economics and Management (Novosibirsk, Russia). E-mail: s444@ngs.ru.

Lyudmila Serga

Author affiliation: Novosibirsk State University of Economics and Management (Novosibirsk, Russia). E-mail: l.k.serga@nsuem.ru.

Kirill Zajkov

Author affiliation: Novosibirsk State University of Economics and Management (Novosibirsk, Russia). E-mail: k.a.zajkov@nsuem.ru.

Mariya Khvan

Author affiliation: Novosibirsk State University of Economics and Management (Novosibirsk, Russia). E-mail: hvan2013@ngs.ru.

The article focuses on the problem of assessing the level of the fuzzy phenomena as environmental safety territorial entities. The study presents a solution to this problem by neural networks. Application of neural networks allows to overcome the lack of available input information and to carry out the correct assessment of the environmental safety of territorial entities. For these purposes is used the method of neural network training. The advantages of using fuzzy neural networks are the flexibility and the possibility to work directly with implicit parameters and criteria, approximate or unknown data; a tolerance for ambiguities and contradictions of used data. This technique allowed to solve the following tasks: to carry out a typology of constituent entities of the Russian Federation in terms of environmental safety and to develop scenarios to enhance their security; to forecast the changes in their development, taking into account environmental factors.

Keywords: indicator, fuzzy neural networks, constituent entities of the Russia, environmental safety.

JEL: C38, C45, Q56.

References

1. Glinskiy V.V., Serga L.K., Khvan M.S. 2015. Environmental Safety of the Region: New Approach to Assessment, *Procedia CIRP*, Volume 26, 2015, pp. 30-34.
2. Barcev S.I., Ohonin V.A. Adaptivnye seti obrabotki informacii. Krasnojarsk: In-t fiziki SO AN SSSR, 1986. Preprint N 59B. 20 s. [Adaptive information processing networks]. Krasnojarsk: Institute of Physics of the Academy of Sciences of the USSR, 1986, Preprint N 59b, 20 pp. (In Russ.).
3. Borisova A.S. Vlijanie procedury sglazhivaniya dannyh na ocenku razvitiya jelektronnogo pravitel'stva regionov Rossii [Effects of data smoothing procedure to assess the development of e-government of regions of Russia]. Available at: http://www.rae.ru/fs/?section=content&op=show_article&article_id=10002979. (In Russ.).
4. Bjestens D.Je., Van Den Berg V.-M., Vud D. Nejronnye seti i finansovyje rynki. Prinjatije reshenij v torgovyh operacijah. M.: TVP, 1997. 236 s. [Neural networks and financial markets. Decision-making in trade. Moscow, TVP Publ., 1997, 236 pp. (In Russ.).
5. Vasil'eva A.A. Svoystva municipal'nogo obrazovaniya kak social'no-jekonomicheskoj sistemy [Properties of the municipality as a socio-economic system]. Available at: http://vasilieva.narod.ru/mu/stat_rab/stat/vasil/MOSES.htm. (In Russ.).
6. Galushkin A.I. Sintez mnogoslojnyh sistem raspoznavaniya obrazov [Synthesis of multilayer systems of pattern recognition]. Moscow, Energy Publ., 1974. (In Russ.).
7. Glinskiy V.V., Serga L.K., Chemezova E.Ju., Zajkov K.A. Ob ocenke porogovyh znachenij v reshenii zadachi klassifikacii dannyh [An estimate of the threshold values in the task of classifying data]. *Voprosy statistiki*, 2014, no. 12, pp. 30-36. (In Russ.).
8. Metody klassifikacii i prognozirovaniya. Nejronnye seti. Obuchenie nejronnyh setej [Methods for classification and prediction. Neural networks. Neural networks training]. Available at: <http://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/178?page=4>. (In Russ.).
9. Mihajlov A.S., Staroverov B.A. Problemy i perspektivy ispol'zovaniya iskusstvennyh nejronnyh setej dlja identifikacii i diagnostiki tehnikeskikh ob'ektov [Problems and prospects for the use of artificial neural networks to identify and diagnose technical objects]. Available at: http://vestnik.ispu.ru/sites/vestnik.ispu.ru/files/publications/str_64-68.pdf. (In Russ.).
10. Nejronnye seti [Neural networks]. Available at: http://statlab.kubsu.ru/sites/project_bank/nural.pdf. (In Russ.).
11. Nejronnye seti [Neural networks]. Available at: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html>. (In Russ.).
12. Serga L.K. O podhodah k resheniju zadach identifikacii nechetkih sovokupnostej [On the approach to the problem of identification of fuzzy sets]. *Vestnik NSUEM*, 2013, no. 3, pp. 83-91. (In Russ.).
13. Serga L.K. Ob odnom podhode k opredeleniju porogovyh znachenij v reshenii zadachi klassifikacii [An approach to the determination of threshold values in the task of classification]. *Vestnik NSUEM*, 2012, no. 1, pp. 54-60. (In Russ.).
14. Serga L.K., Ovechkina N.I., Shmarihina E.S., Chemezova E.Ju., Skripkina T.B., Zajkov K.A. Sfera uslug kak katalizator razvitiya territorij [Services as a catalyst for the development of territories]. *Vestnik NSUEM*, 2015, no. 1, pp. 137-147. (In Russ.).
15. Slepnev E.S. Primenenie iskusstvennyh nejronnyh setej dlja analiza predavarijnyh situacij turboagregatov jelektrostancij [The use of artificial neural networks for analysis of turbine power preemergencies]. Available at: <http://naukovedenie.ru/PDF/46TVN314.pdf>. (In Russ.).
16. Federal'naja sluzhba gosudarstvennoj statistiki [Federal State Statistics Service]. Available at: <http://www.gks.ru/>. (In Russ.).
17. Hvan M.S. [Assessing the impact of environmental parameters on the level of sustainable development of territories of the Russian Federation]. Tezisy dokladov 6-j Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoj konferencii studentov i aspirantov (Moskva, 12-15 maja 2015 g.) [Abstracts of the 6 th International scientific-practical conference of students and graduate students (Moscow, May 12-15, 2015)]. Moscow, NRU «Higher School of Economics», 2015, pp. 270. (In Russ.).
18. Hvan M.S. [Statistical evaluation of the ecological safety of territories of the Russian Federation]. Materialy 53-j Mezhdunarodnoj nauchnoj studencheskoj konferencii MNSK-2015: Jekonomika [Proceedings of the 53 th International Scientific Student Conference ISSC-2015: Economy], Novosib. state. Univ. Novosibirsk, 2015, pp. 92-93. (In Russ.).