

## **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ В СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**

Н.В. Гомзов

ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет»

Аннотация. В статье предлагается классификация нечеткой информации о местности для решения задач в области сельского хозяйства и лесоводства. Данная классификация позволяет более точно описать и понять характеристики нечеткой информации, что может быть полезным для принятия решений в условиях неопределенности. Особое внимание уделяется моделированию лесных пожаров с использованием геоинформационных систем. Для классификации параметров источника пожара и окружающей среды с целью выбора оптимальной аналитической модели предложена гибридная нечеткая сеть.

Ключевые слова: динамика, нечеткая логика, нейро-нечеткие сети, классификация.

## **APPLICATION OF NEURAL FUZZY CLASSIFICATION IN DECISION SUPPORT SYSTEMS**

N.V. Gomzov

Tambov State Technical University

Abstract. The article proposes a classification of fuzzy information about the terrain for solving problems in the fields of agriculture and forestry. This classification allows for a more accurate description and understanding of the characteristics of fuzzy information, which can be useful for decision-making under uncertainty. Special attention is given to the area of forest fire modeling using geographic information systems. A hybrid fuzzy network is proposed for classifying the parameters of the fire source and the environment to select the optimal analytical model.

Keywords: dynamics, fuzzy logic, neuro-fuzzy networks, classification.

В современном мире, где технологии играют все более важную роль в развитии сельского хозяйства и лесоводства, возникает очевидная потребность в точной и актуальной информации о погодных условиях и характеристиках местности. Однако данные, доступные для анализа, зачастую бывают неполными, неточными или неопределенными. Это может быть связано с различными факторами, такими как ошибки измерений, недостаточность данных или сложность исследуемого объекта. В таких случаях традиционные методы анализа данных могут оказаться недостаточно эффективными для получения точных и достоверных результатов.

Одним из возможных решений этой проблемы является использование методов обработки нечеткой информации. Нечеткая информация относится к данным, содержащим неопределенность или двусмысленность. Она может быть представлена в виде нечетких множеств, нечетких отношений или нечетких правил. Применение методов обработки нечеткой информации позволяет учитывать неопределенность и двусмысленность данных, что ведет к более точным и надежным результатам анализа.

В данной статье рассматривается классификация нечеткой информации о местности, которая может быть использована для решения задач в сельском хозяйстве и лесоводстве. Классификация нечеткой информации представляет собой процесс разделения данных на группы или категории на основе определенных критериев. Это обеспечивает более точное описание и понимание характеристик нечеткой информации, что может быть полезно при принятии решений в условиях неопределенности.

Кластеризация данных – это процесс группировки объектов или наблюдений на основе их сходства или близости. Этот аналитический метод позволяет выявлять структуры и закономерности в больших объемах информации без необходимости в заранее определенных категориях или метках.

Основная цель кластеризации – разделить данные на группы (кластеры) таким образом, чтобы объекты в одном кластере были более похожи друг на друга, чем на объекты в других кластерах. Этот метод широко применяется в различных областях, включая маркетинг для сегментации клиентов, научные исследования в биологии и экологии, а также обработку изображений для выявления объектов на изображениях или видео.

Существует несколько алгоритмов кластеризации, каждый из которых имеет свой подход. Среди распространенных методов можно выделить К-средних (K-means), который делит данные на К кластеров, минимизируя расстояние между объектами внутри каждого кластера; иерархическую кластеризацию, которая создает дерево кластеров для визуализации иерархических связей; и DBSCAN, который обнаруживает кластеры с различной плотностью и может выявлять шумовые точки.

Кластеризация предоставляет значительные преимущества, раскрывая скрытые структуры в данных, что может быть полезно для анализа и принятия решений. Она позволяет обрабатывать большие наборы данных и извлекать полезные инсайты, делая ее мощным инструментом для организации данных.

Однако кластеризация также сталкивается с проблемами, такими как определение оптимального количества кластеров, чувствительность к шуму и выбросам, а также необходимость предварительной обработки данных. В целом, кластеризация данных является надежным методом, который помогает организовывать и интерпретировать сложные наборы данных, выявляя значимые закономерности и структуры.

Во многих реальных приложениях, особенно в сельском хозяйстве и лесоводстве, данные, доступные для принятия решений, часто содержат

значительное количество неопределенности. Эта неопределенность может возникать из-за ошибок измерений, пробелов в данных или сложностей, связанных с природной средой. Традиционные математические и статистические модели часто оказываются недостаточными при работе с такой неопределенностью, поскольку они основаны на точных входных данных и детерминированных правилах.

Например, можно рассмотреть нечеткое множество, представляющее "высокую температуру" в системе поддержки принятия решений. Вместо строгого порога (например, 30°C), нечеткое множество будет представлять степень, в которой различные температуры (например, 27°C, 28,5°C, 31°C) относятся к категории "высокая температура". Эта гибкость позволяет системе учитывать различные степени неопределенности во входных данных.

Одним из решений о кластеризации таких данных является применение нейронных сетей. Однако сами по себе нейронные сети могут испытывать трудности с неоднозначными или неточными входными данными, поскольку требуют точных числовых значений. Здесь на помощь приходит комбинация нейронных сетей и нечеткой логики. Слияние этих двух подходов создает нейро-нечеткую систему, которая использует возможности нейронных сетей по распознаванию шаблонов и гибкость нечеткой логики для работы с неопределенностью.

В нейро-нечеткой сети компонент нечеткой логики управляет неопределенностями во входных данных, в то время как нейронная сеть обучается на этих данных для улучшения классификации или принятия решений. Типичная нейро-нечеткая система представлена тремя основными слоями:

1. Слой фаззификации. Этот слой преобразует точные входные данные в нечеткие множества. Например, данные о температуре, измеренные в градусах, могут быть преобразованы в нечеткие лингвистические термины, такие как «низкая», «средняя» и «высокая».

2. Слой вывода. На этом этапе система применяет набор нечетких правил к нечетким входным данным. Например, правила могут содержать такие утверждения, как «ЕСЛИ температура высокая И скорость ветра низкая, ТО риск пожара высокий».

3. Слой дефаззификации. Заключительный шаг заключается в преобразовании нечеткого вывода обратно в точное значение, которое может быть использовано для принятия решений.

В сельском хозяйстве и лесоводстве условия, такие как влажность почвы, температура или вероятность возникновения пожаров, часто трудно количественно оценить. Нейро-нечеткие системы могут быть внедрены в системы поддержки принятия решений для эффективного управления этой неопределенностью. В сельском хозяйстве такие системы используются для оптимизации графиков орошения, прогнозирования урожайности или выявления заболеваний растений. В лесоводстве они помогают контролировать

состояние окружающей среды, оценивать риск лесных пожаров и разрабатывать стратегии тушения.

Например, предложенная в данной работе гибридная нечеткая сеть для управления лесными пожарами особенно эффективна в сценариях, когда сложно получить точные данные в реальном времени. Система может делать выводы о вероятности распространения пожара на основе неполной или неточной информации о скорости ветра, влажности и типе растительности. Сеть использует нечеткие правила для моделирования этих переменных, а затем применяет возможности обучения нейронной сети для улучшения прогнозов с течением времени.

Моделирование лесных пожаров является сложной задачей, включающей множество неопределенных параметров, таких как направление ветра, тип топлива и содержание влаги. Точные прогнозы распространения пожара требуют интеграции этих неопределенных данных для динамического моделирования процесса распространения огня. Нечеткая логика позволяет системе учитывать неточности измерений и предоставляет гибкий способ описания поведения пожара с использованием лингвистических переменных, таких как «низкий риск», «средний риск» или «высокий риск». Это критически важно в управлении пожарами, где решения часто необходимо принимать быстро на основе неопределенной информации.

В проекте, направленном на снижение случаев лесных пожаров в средиземноморском регионе, была внедрена нейро-нечеткая система для классификации уровней риска пожара на основе экологических параметров. Компонент нечеткой логики позволил системе обрабатывать неточные измерения направления ветра, температуры и содержания влаги в топливе. Были установлены нечеткие правила для моделирования взаимосвязей между этими факторами, такие как:

- ЕСЛИ скорость ветра высокая И влажность низкая, ТО риск пожара высокий;

- ЕСЛИ растительность густая И температура высокая, ТО риск пожара умеренный или высокий.

Компонент нейронной сети был обучен на исторических данных о пожарах, что позволило системе улучшать свои классификации с течением времени. Выходные данные системы использовались для более эффективного распределения ресурсов борьбы с пожарами путем прогнозирования зон высокого риска, требующих немедленного внимания.

Внедрение этой нейро-нечеткой системы значительно сократило время реакции на возникающие пожары, минимизируя ущерб как для собственности, так и для естественной среды. Оно также улучшило возможности принятия решений лесных менеджеров, предоставляя четкие оценки риска даже при неполных входных данных.

Эти примеры показывают практическое воздействие нейро-нечетких систем в решении проблем неопределенности и улучшении процесса принятия решений в различных секторах. От прогнозирования урожайности в сельском

хозяйстве до оценки рисков пожаров в лесоводстве и оптимизации использования ресурсов в национальных парках, нейро-нечеткие системы предлагают гибкие и надежные решения для управления сложными экологическими задачами. С развитием технологий диапазон приложений для этих систем, вероятно, расширится, предоставляя еще больше возможностей для инноваций в системах поддержки принятия решений.

В последние годы лесные пожары стали значительной угрозой. Каждый год происходит до 400,000 лесных пожаров по всему миру, что приводит к повреждению примерно 0,5% общей площади лесов и выбросу миллионов тонн продуктов сгорания в атмосферу.

Сложность мониторинга экологических параметров требует использования качественных характеристик. Учитывая невозможность получения количественных данных и опасность для жизни человека, предлагается гибридная нечеткая сеть для классификации параметров источника пожара и окружающей среды с целью выбора оптимальной аналитической модели. Для начального нечеткого разделения была сгенерирована серия правил:

$P_1$ : ЕСЛИ  $x_1^{(n)}$  есть {малый} И  $x_2^{(n)}$  есть {малый} И  $x_3^{(n)}$  есть {малый}  
ТО  $x^{(n)} = (x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, x_3^{(n)})$  принадлежит к классу  $C_1$

$P_2$ : ЕСЛИ  $x_1^{(n)}$  есть {малый} И  $x_2^{(n)}$  есть {малый} И  $x_3^{(n)}$  есть {средний}  
ТО  $x^{(n)} = (x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, x_3^{(n)})$  принадлежит к классу  $C_2$

...

$P_{13}$ : ЕСЛИ  $x_1^{(n)}$  есть {большой}  
ТО  $x^{(n)} = (x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, x_3^{(n)})$  принадлежит к классу  $C_3$

На основании предложенных правил построена архитектура гибридного нейронечеткого классификатора (рис. 1).

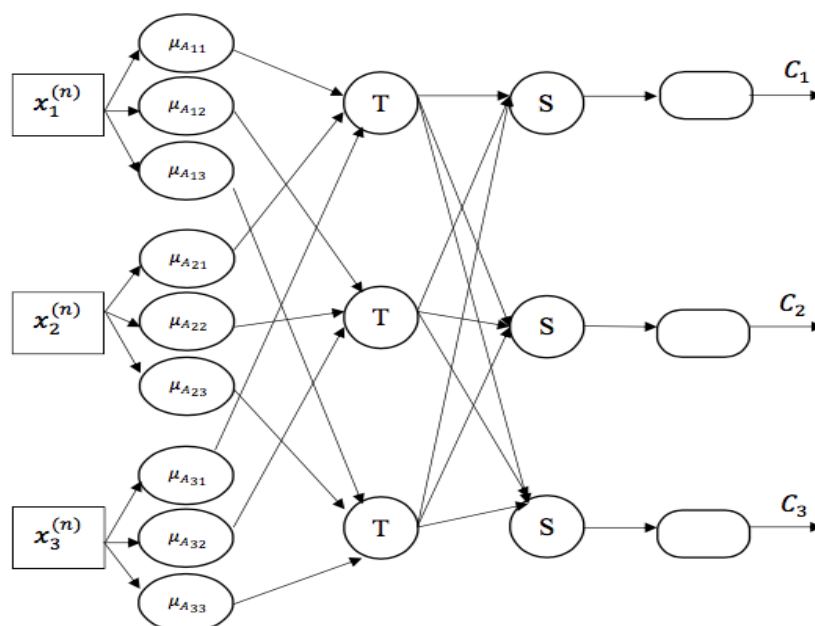


Рисунок 1 – Структура гибридного нейронечеткого классификатора

Используя предложенную модель, объединяющую в себе преимущества нейронных сетей и нечёткой логики, можно пренебречь неточностями собранных данных, а так же использовать лингвистические описания погодных условий и особенностей ландшафта.

Перспективным является использование предлагаемого подхода в рамках систем поддержки принятия решений. Используя данный метод, может значительно ускорить процесс анализа данных о погоде и ландшафте. Это, в свою очередь, позволит оперативно реагировать на возникновение пожаров и принимать обоснованные решения о выборе наиболее эффективных методов тушения.

Таким образом, гибридный нейронечёткий классификатор представляет собой перспективный инструмент для систем поддержки принятия решений при тушении пожаров. Его применение может способствовать более эффективному использованию ресурсов и повышению безопасности при чрезвычайных ситуациях, связанных с пожарами.

### **Список литературы**

1. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – 2-е изд., – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 284 с.
2. Круглов В. В., Дли М. И. Интеллектуальные информационные системы. – Издательство Физико-математической литературы, 2002. – 227 с.
3. Chaib-draa B., Decharnais J. A relational model of cognitive maps // Int. J. Human-Computer Studies. – 1998 г. – Т. 49. – С. 181-200.
4. Космоснимки – мониторинг природных пожаров // Карта пожаров. URL: <http://fires.ru> (дата обращения: 01.09.2018)

### **References**

1. 1. Borisov V.V., Kruglov V.V., Fedulov A.S. Fuzzy models and networks / V.V. Borisov, V.V. Kruglov, A.S. Fedulov. – 2nd ed. – Moscow: Hot Line – Telecom, 2012. – 284 p.
2. Kruglov V.V., Dly M.I. Intelligent information systems. – Publishing House of Physical and Mathematical Literature, 2002. – 227 p.
3. Chaib-draa B., Decharnais J. A relational model of cognitive maps // Int. J. Human-Computer Studies. – 1998. – Vol. 49. – P. 181-200.
4. Satellite images – monitoring of natural fires // Fire Map. URL: <http://fires.ru> (accessed: 01.09.2018).