

**Всероссийское СМИ**

**«Академия педагогических идей «НОВАЦИЯ»**

Свидетельство о регистрации Эл №ФС 77-62011 от 05.06.2015 г.

(выдано Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций)

Сайт: [akademnova.ru](http://akademnova.ru)

e-mail: [akademnova@mail.ru](mailto:akademnova@mail.ru)

*Домбаян Г.С. Модели и алгоритмы распознавания графических образов на основе нечетких нейронных сетей // Материалы по итогам VIII-ой Всероссийской научно-практической конференции «Актуальные вопросы современности: взгляд молодых исследователей», 10 – 20 мая 2020 г. – 0,2 п. л. – URL: [http://akademnova.ru/publications\\_on\\_the\\_results\\_of\\_the\\_conferences](http://akademnova.ru/publications_on_the_results_of_the_conferences)*

### **СЕКЦИЯ: ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ**

**Г.С. Домбаян**

**Студент 2-го курса магистратуры кафедры Информационные технологии**

**«Донского государственного технического университета»**

**Научный руководитель: Левченко А.Н., кан.тех.н., доцент**

**г. Ростов-на-Дону, Ростовская область,**

**Российская Федерация**

## **МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ГРАФИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

За последние несколько лет произошел большой и энергичный рост в развитии научных и прикладных исследований, направленных на синтез нечеткой логики с нейронными сетями. Нечеткая нейронная сеть или нейро-нечеткая система является системой из области искусственного интеллекта, которая находит параметры нечеткой системы т.е. нечетких множеств, нечетких правил за счет использования методов аппроксимации нейронных сетей. При объединении этих двух концепций исчезают недостатки, которые существуют, если применять их по отдельности [1].

В данной статье будет подробно исследованы модели и алгоритмы распознавания графических образов на основе нечетких нейронных сетей.

У нейронных сетей есть преимущество перед традиционными методами. Одним из преимуществ перед традиционными статистическими методами состоит в том, что нейронные сети могут включать вспомогательную информацию, такую как высота и наклон предмета, в спектральную информацию. Обладание общими чертами позволяет их использовать для решения таких проблем, как распознавание образов, оценки плотности, если не существует какой-либо математической модели данной проблемы.

Нейронные сети могут быть задействованы, только если проблема выражена достаточным количеством наблюдаемых примеров. Эти наблюдения используются для обучения «черного ящика». С одной стороны, никаких предварительных знаний о проблеме не требуется. Однако нелегко извлечь понятные правила из структуры нейронной сети.

Нечеткие нейронные сети - это сети, основанные на нечеткой логике нейронов. Эти модели являются синергией между нечеткими множествами теории, как механизм представления знаний и уплотнение информации и нейронные сети. Главной особенностью этих моделей является прозрачность, поскольку набор нечетких правил могут быть извлечены из структуры сети после обучения.

Кроме того, эти модели имеют топологию нейронной сети, что позволяет использовать большое разнообразие существующих алгоритмы машинного обучения для идентификации структуры и оценка параметров. Нечеткие нейронные сети уже были использованы для решения нескольких различных проблем, включая шаблон классификация [2], прогнозирование временных рядов и динамическое моделирование системы.

Нечеткая нейронная система требует лингвистических правил вместо изучения примеров в качестве предшествующего знания. Кроме того, входные и выходные переменные должны быть описаны лингвистически. Если знание является неполным, неправильным или противоречивым, то нечёткая система должна быть настроена. Поскольку формального подхода к этому нет, настройка выполняется эвристическим способом. Это обычно занимает очень много времени и имеет ошибки [3].

Логические нейроны представляют собой нелинейные отображения вида  $[0, 1]^N \rightarrow [0, 1]$ , где  $N$  - количество входов. Обработка этих нейронов выполняется в два этапа. Во-первых, входные сигналы индивидуально комбинируются с весами подключения. Затем выполняется общая операция агрегирования по результатам, полученным на первом этапе, и / или нейроны используют t-нормы и s-нормы для выполнения обработки вывода.

Обычно обучение выполняется в два этапа. Во-первых, топология сети определена. Этот шаг включает определение нечетких множеств для каждой входной переменной, выбор подходящего числа нейронов и определение сетевых подключений. Наиболее часто используемые методы определения структуры - кластеризация и эволюционная оптимизация. Как только структура сети определена, оцениваются свободные параметры. На этом этапе уже использовался ряд различных методов, включая обучение с подкреплением, методы на основе градиента, генетические алгоритмы и метод наименьших квадратов.

Что касается оптимизации структуры сети, два наиболее часто используемых метода могут иметь значительные недостатки. Кластеризация требует небольших вычислительных затрат по сравнению с эволюционной оптимизацией. Тем не менее, интерпретируемые нечеткие правила обычно не

могут быть извлечены из результирующей сети, поскольку нечеткие множества, генерируемые кластеризацией, обычно трудно интерпретировать. Методы, основанные на эволюционной оптимизации, могут генерировать нечеткие понятные правила. Однако они имеют высокую вычислительную сложность.

Нейроны нечеткой логики являются функциональными единицами, способными выполнять многомерные нелинейные операции в единичном гиперкубе  $[0, 1]^N \rightarrow [0, 1]$  [1], где  $N$  - количество входов. Термин «логика» связан с логической дизъюнкцией или и соединением, и операциями, выполняемыми этими нейронами с использованием в этой работе норм и s-норм.

По сравнению с обычной нейронной сетью уровень важности соединений и функции распространения и активации нечетких нейронных сетей сильно различаются. Хотя существует много разных подходов к моделированию нечеткой нейронной сети [4], большинство из них согласны с определенными характеристиками.

Существует три основных метода распознавания образов [5]:

- Статистический определяет чему принадлежит конкретный кусок изображения. Эта модель использует контролируемое машинное обучение.
- Синтаксический/Структурный используется, чтобы определить более сложные отношения между элементами. Эта модель использует машинное обучение под наблюдением.
- Сопоставление с шаблоном - для сопоставления свойств объекта с предопределенным шаблоном и идентификации объекта. Одним из применений такой модели является проверка на плагиат [6].

Выделяют исследовательский алгоритм распознавания образа, который используется для распознавания общности данных, при этом необходимо собрать все характеристики изучаемого объекта, и описательный алгоритм распознавания образов, используемый для классификации общих черт определенным образом.

Комбинация этих двух элементов используется для извлечения информации из данных, включая использование в аналитике. Анализ общих факторов и их взаимосвязи раскрывает детали в предмете, которые могут иметь решающее значение для его понимания.

Алгоритм состоит из следующих этапов:

1. Данные собираются из источников
2. Данные очищены от лишнего
3. Информация проверяется на наличие соответствующих признаков или общих элементов
4. Эти элементы впоследствии сгруппированы в определенные сегменты
5. Сегменты анализируются для понимания наборов данных
6. Извлеченные идеи внедряются в бизнес-операции [7].

При решении конкретных задач, важно учитывать какие данные есть, чтобы избежать избыточности в описании графического образа. В данной статье были разобраны различия нейронной сети и нечеткой нейронной сети, основные методы и алгоритмы распознавания образов.

#### Список использованной литературы:

1. Buckley, J. J. and Hayashi, Y. (1994). Fuzzy neural networks: A survey, Fuzzy Sets and Systems.
2. W. Caminhas, H. Tavares, F. Gomide, and W. Pedrycz, "Fuzzy sets based neural networks: Structure, learning and applications," Journal of Advanced Computational Intelligence, vol. 3, no. 3, pp. 151-157, 1999.

**Всероссийское СМИ**

**«Академия педагогических идей «НОВАЦИЯ»**

Свидетельство о регистрации Эл №ФС 77-62011 от 05.06.2015 г.

(выдано Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций)

Сайт: [akademnova.ru](http://akademnova.ru)

e-mail: [akademnova@mail.ru](mailto:akademnova@mail.ru)

3. A. E. Gobi and W. Pedrycz, "Logic minimization as an efficient means of fuzzy structure discovery," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 16, no. 3, pp. 553- 566, JUN 2008.
4. Buckley, J. J. and Hayashi, Y. (1995). Neural networks for fuzzy systems, Fuzzy Sets and Systems.
5. Nauck, D. and Kruse, R. (1997). Function Approximation by NEFPROX, in Proc. Second European Workshop on Fuzzy Decision Analysis and Neural Networks for Management.
6. Bezdek, J. C., Tsao, E. C.-K. and Pal, N. R. (1992). Fuzzy Kohonen Clustering Networks.
7. Kosko, B. (1992). Neural Networks and Fuzzy Systems. A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence.

**Опубликовано: 20.05.2020 г.**

**© Академия педагогических идей «Новация», 2020**

**© Домбаян Г.С., 2020**