

# Нечеткие нейронные сети в задачах классификации

П. В. Четырбок

ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского»  
petrchetyrbok@gmail.com

**Аннотация.** Для решения прикладных задач, требующих обработку нечеткой информации, особенно эффективно применять нечеткие нейронные сети (ННС). ННС применяются в системах в следующих прикладных областях: технического проектирования и сопровождения производства; экономического анализа и планирования; анализа и мониторинга социальных систем большой размерности; разработки систем принятия решений и т.п. Системы разрабатываются на основе мягких или нечетких вычислений, используемыми ННС, и включают в себя: нечеткую логику и вероятностные вычисления; нейрокомпьютинг – обучение, адаптация, классификация, системное моделирование и идентификация; генетические вычисления – синтез, настройка и оптимизация с помощью систематизированного случайного поиска и эволюции. В статье рассмотрено применение ННС для классификации.

**Ключевые слова:** нечеткая логик; нечеткие множеств; нейронные сет; функции принадлежности; правила вывода

## I. ВВЕДЕНИЕ

Задача классификации данных является актуальной сферой приложения систем искусственного интеллекта. Для ее решения предложено решение, сочетающее нейронные сети и нечеткие системы логического вывода. В этом решении представление знаний сочетает матрицы весов и базу правил. То есть нечеткие нейронные сети обучаются как нейронные сети, но их результаты объясняются как в системе нечеткого вывода. Нечеткие нейронные сети с генетической настройкой параметров (гибридные системы) демонстрируют взаимное усиление достоинств и нивелирование недостатков отдельных методов [1–7].

### A. Цель статьи

Целью статьи является исследование модели NEFCLASS (NEuro Fuzzy CLASSifier) и ее модификации для классификации объектов, которые представлены нечеткими параметрами. Нечеткость возникает из-за неполных измерений свойств объектов. Гибридная модель нечеткой нейронной сети позволяет получить нечеткие правила из множества данных, которые можно разделить на различные классы. Одним из таких решений является

система NEFClass, основанная на обобщенной архитектуре нечеткого персептрона [8, 9].

### B. Основная часть

Нечеткие правила, описывающие данные, имеют следующую форму:

если  $x_1$  явл.  $\mu_1$  и  $x_2$  явл.  $\mu_2$  и ... и  $x_n$  явл.  $\mu_n$ ,  
то образец  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  принадлежит классу  $i$ , где  $\mu_i, \dots, \mu_n$  – нечеткие множества.

NEFClass определяет правила, а также вид функций принадлежности для нечетких множеств. Необходимым условием является требование для пересечения двух разных множеств, что оно должно быть пустым.

Система NEFClass имеет 3-слойную последовательную архитектуру (рис. 1). Первый слой содержит входные нейроны, в которых представляются входные образцы. Активация нейрона обычно не изменяет входное значение. Скрытый слой содержит нечеткие правила, и третий слой состоит из выходных нейронов каждого класса. Активация для нейронов правил и для нейронов выходного слоя с образцом  $p$  вычисляется так:

$$a_R^{(p)} = \min_{x \in U_1} \{W(x, R)(a_x^{(p)})\},$$
$$a_c^{(p)} = \sum_{R \in U_2} W(c, R) \cdot a_R^{(p)},$$

или альтернативно

$$a_c^{(p)} = \max_{R \in U_2} \{(a_R^{(p)})\},$$

где  $W(x, R)$  – нечеткий вес соединения входного нейрона  $x$  с нейроном правил  $R$ , а  $W(R, c)$  – нечеткий вес соединения нейрона правил  $R$  с нейроном выходного слоя  $c$ . Вместо применения операций взятия максимума и минимума можно использовать другие функции  $t$ -нормы и  $t$ -конормы соответственно.

База правил представляет собой аппроксимацию неизвестной функции  $\varphi: R^n \rightarrow \{0, 1\}^m$  и описывает классификационную задачу, где  $\varphi(x) = (c_1, \dots, c_m)$  такая, что  $c_i = 1, c_j = 0$  ( $j = 1..m, \forall j \neq i$ ) и  $x$  принадлежит классу  $C_i$ .

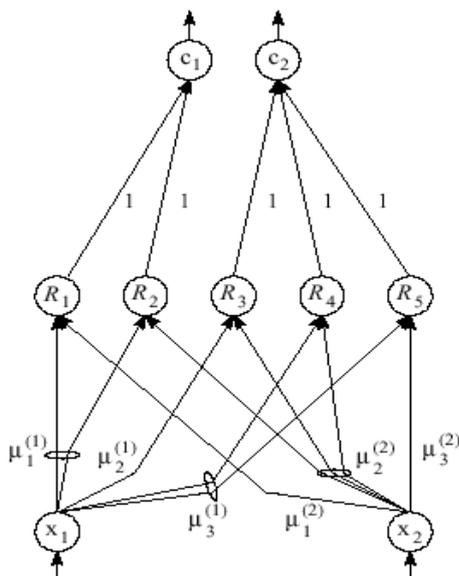


Рис. 1. Система NEFCLASS с двумя входами и пятью правилами

Каждое нечеткое множество маркируется лингвистическим термом, таким как «большой», «маленький», «средний» и т. д. Нечеткие множества соединений, ведущих к одному правилу  $R$ , называются также antecedентами  $R$ .

Нечеткие множества и лингвистические правила представляют аппроксимацию классифицирующей функции и определяют результат системы NEFCLASS. Они получаются из множества выборок путем обучения.

Рассмотрим концепцию классификации электрооптических (ЭО) изображений, представленную на рис. 2, которая состоит из таких шагов:

- 1) Коррекция и регистрация ЭО изображения. Алгоритм должен точно выполнять коррекцию и совмещение ЭО изображения, а также приводить ЭО изображение к наиболее удобному для работы пользователя виду.
- 2) Определение количества исходных классов ЭО изображения.
- 3) Выделение характеристик объектов ЭО изображения. Посредством спектральных, геометрических и текстурных признаков необходимо выбрать на изображении области, отвечающие характеристикам исходных классов.
- 4) Статистический анализ главных характеристик ЭО изображения. После формирования учебной выборки необходимо провести статистический анализ всех признаков для избранных регионов и распределить выборку на группы. Тип классификации выбирается на основе учебного набора данных.
- 5) Классификация ЭО изображения. Необходимо классифицировать ЭО изображение соответственно избранному методу. В случае, когда начальная входная

информация на изображение неполная, используются нейро-нечеткие методы классификации.

б) Оценка результатов классификации и проверка точности и надежности результатов.

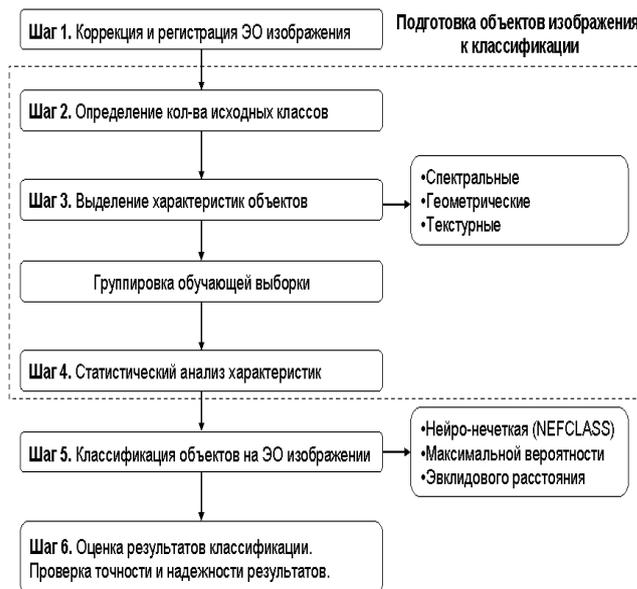


Рис. 2. Процедура классификации и алгоритм обработки объектов ЭО изображения

Основной идеей алгоритма обработки ЭО изображения является подготовка изображения к процедуре нейро-нечеткой классификации, что происходит во время выполнения шагов 2–4.

Рассмотрим нейро-нечеткую классификацию изображений на основе нейронной сети NEFCLASS, базовый алгоритм обучения которой предложен в 1994 году Д. Науком и Р. Крузе. Этот алгоритм обучения реализован в виде нечеткого многослойного персептрона и используется для моделирования систем типа Мамдани. Процесс обучения использует ошибку обучения и может оперировать нечеткими правилами и множествами. Такой метод сохраняет структуру нейронной сети и позволяет интерпретировать систему посредством нечетких множеств. Задачей модели NEFCLASS (NEuro Fuzzy CLASSifier) является получение нечетких правил из множества данных, которые можно разделить на различные классы.

Нечеткие множества и лингвистические правила представляют аппроксимацию и определяют результат работы системы NEFCLASS. Они выбираются из множества выборок путем обучения системы, эта система может быть настроена по частичным данным о признаках изображения. Пользователь должен определить количество начальных нечетких множеств и задать значение максимального числа узлов правил, которые могут быть созданы в скрытом слое; для обучения используются функции принадлежности. В данной работе в качестве примера, иллюстрирующего эффективность применения разработанных моделей, методов и

алгоритмов, рассматривается распознавание объектов электрооптических изображений. С помощью мультиспектральной электрооптической системы, работающей в трех диапазонах – красном, зеленом и синем были получены снимки прибрежной полосы океана; требовалось распознать объекты в виде геометрических фигур на водной поверхности и на песке. Для этих целей учитывая сложность задачи, а также большой уровень помех предложено использовать нечеткие нейронные сети, в частности NEFClass при увеличении сложности модели.

Результаты обучения различными алгоритмами приведены в таблице. Количество итераций не больше 50.

ТАБЛИЦА I СРАВНИТЕЛЬНАЯ ТАБЛИЦА ДЛЯ РАЗЛИЧНЫХ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ

Алгоритм обучения весовых коэффициентов	Тестирование	
	СКО (сумма квад. ошибок)	ОК, % (ошибка классификации)
Классический	7,285827	4
Градиентный	6,829068	4
Сопряженного градиента	3,314763	4
Градиентный с вектором критерием	1,567435	1
Генетический с треугольной функцией принадлежности	13,677424	4
Генетический с гауссовской функцией принадлежности	4,568338	4

Уровень правильной классификации на проверочной части выборки составляет 96 %. Но результаты можно было бы улучшить, сформировав более объемную выборку. Применение векторного критерия распознавания сигналов позволило сократить минимальное количество ошибочно классифицированных образцов.

## II. Выводы

В статье исследована модель NEFCLASS. Преимущества нечеткой логики в том, что появляется возможность работать с неполными, нечеткими данными. Нечеткий вывод строится с помощью правил логического вывода типа «если, то», используя нечеткие множества в виде функций принадлежности. Была рассмотрена базовая модель ННС NEFClass, которая использует треугольные функции принадлежности и эмпирический алгоритм обучения. С целью организации обучения нечеткой нейросети NEFClass был разработан ряд алгоритмов обучения – градиентный, сопряженных градиентов и

генетический, приведены исследования их эффективности и сравнение с базовым алгоритмом обучения системы NEFClass, предложенным Д. Науком и Р. Крузе. Применение векторного критерия распознавания сигналов позволило сократить минимальное количество ошибочно классифицированных образцов. Так без использования векторного критерия все алгоритмы дали 4 образца ошибочных классификаций [10, 12], а при использовании векторного критерия градиентный алгоритм дал 1 образец ошибочных классификаций. При этом ошибка не увеличивается.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем. Навчальний посібник. Киев: Видавничий Дім "Слово", 2004. 352 с.
- [2] R. Fuller. Introduction to Neuro-Fuzzy Systems. Advances in Soft Computing Series. Springer – Verlag, Berlin, 1999.
- [3] Detlef Nauck. A fuzzy perceptron as a generic model for neuro-fuzzy approaches / Proc. Fuzzy-Systeme'94, Munich, October 1994.
- [4] Nauck D., Kruse. R. NEFCLASS – A Neuro-Fuzzy Approach For The Classification of Data. // Applied Computing, 1995.– <http://www.cs.tu-bs.de/~nauck/>
- [5] Nauck D., Kruse. R. What are Neuro-Fuzzy Classifiers / Proc. Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress IFSA'97, Vol. IV, pp. 228-233, Academia Prague, 1997.
- [6] Nauck D., Nauck U., Kruse R. Generating Classification Rules with the Neuro-Fuzzy System NEFCLASS / Proc. Biennial Conf. of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS'96), Berkeley, 1996.
- [7] Петросюк І.М. Зайченко.Ю.П. Порівняльний аналіз нейро-нечітких систем класифікації в умовах інформаційної невизначеності // НВЧ та оптичні інформаційні технології. Київ: ІВЦ "Видавництво "Політехніка", 2005. №1. С. 22-25.
- [8] Fisher R.A. The use of multiple measurements in taxonomic problems //Annual Eugenics, 7(Part II):179 188, 1936. (also in: Contributions to Mathematical Statistics, Wiley, New York, 1950).
- [9] Зайченко Ю.П., Севаєє Фатма, Титаренко К.М., Титаренко Н.В. Исследование нечетких нейронных сетей в задачах макроэкономического прогнозирования // Системні дослідження та інформаційні технології. 2004. №2. С. 70-86.
- [10] Четырбок П.В. Построение решающего правила для классификации образов на основе векторов ошибок. Київ: «Системні дослідження та інформаційні технології», 2013. №2. С. 114–120.
- [11] Саймон Нейронные сети: полный курс / 2-е издание, пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с
- [12] Chetyrbok P.V. Preliminary systemic decomposition of big data for their classification using vector criteria dynamic management model of innovations generations 2017 XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM) , 2017. Pages: 762-764.