

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ / ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING

DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2>

ПРАКТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ КЛАССИФИКАТОРОВ ОБЪЕКТОВ, ХАРАКТРИЗУЕМЫХ ЛИНГВИСТИЧЕСКИМИ ПАРАМЕТРАМИ

Научная статья

Осипов Г.С.^{1,*}

¹ ORCID : 0000-0003-4492-3213;

¹ Сахалинский государственный университет, Южно-Сахалинск, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (_osipov[at]rambler.ru)

Аннотация

Статья посвящена разработке и практической апробации методологии синтеза нейросетевых классификаторов многомерных объектов при наличии в их характеристиках лингвистических параметров, состоящих из набора нечетких множеств (нечетких чисел).

Во введении обосновывается актуальность темы, которая логически следует из Федерального проекта «Искусственный интеллект» и направлена на решение практических задач, необходимых для выполнения в соответствии с увеличением индекса интеллектуальной зрелости отраслей регионов.

Предложена топология используемой многослойной искусственной нейронной сети, использован современный градиентный метод ее обучения и эффективное условие останова процесса. Произведено априорное разделение обучающей выборки на обучающее и тестовое множества.

Выполнена практическая апробация методологии синтеза нейросетевого классификатора для многомерного объекта с нечеткими параметрами в системе символьной математики Wolfram Mathematica. Приведены графики изменения точности классификатора в процессе обучения и итоговые матрицы ошибок.

Ключевые слова: классификация, нейронные сети, лингвистические параметры.

PRACTICAL BASIS FOR THE SYNTHESIS OF NEURAL NETWORK CLASSIFIERS OF OBJECTS CHARACTERIZED BY LINGUISTIC PARAMETERS

Research article

Osipov G.S.^{1,*}

¹ ORCID : 0000-0003-4492-3213;

¹ Sakhalin State University, Yuzhno-Sakhalinsk, Russian Federation

* Corresponding author (_osipov[at]rambler.ru)

Abstract

The article is dedicated to the development and practical approbation of the methodology of synthesis of neural network classifiers of multidimensional objects in the presence of linguistic parameters consisting of a set of fuzzy sets (fuzzy numbers) in their characteristics.

The introduction substantiates the relevance of the topic, which logically follows from the Federal Project 'Artificial Intelligence' and is not aimed at solving the practical tasks necessary to perform in accordance with the increase in the index of intellectual maturity of industries of the regions.

The topology of the used multilayer artificial neural network is proposed, a modern gradient method of its training and an effective condition for stopping the process are used. A priori division of the training sample into training and test sets is performed.

The methodology of synthesis of neural network classifier for multidimensional object with fuzzy parameters in Wolfram Mathematica is tested in practice. Graphs of change of classifier accuracy in the process of training and final error matrices are presented.

Keywords: classification, neural networks, linguistic parameters.

Введение

В настоящее время одно из ключевых направлений развития науки и прикладных исследований сосредоточено в области разработки самоорганизующихся систем, способных обучаться и самообучаться – систем искусственного интеллекта (ИИ). Функционирует Федеральный проект «Искусственный интеллект», который направлен на обучение в области искусственного интеллекта школьников и студентов [1].

Более 100 вузов страны запустили программы бакалавриата и магистратуры для подготовки специалистов по искусственному интеллекту выпущено уже более 17,6 тыс. кадров, действует 36 бакалаврских и 86 магистерских программ. Более 4,2 тысяч преподавателей повысили свою квалификацию в сфере ИИ.

По Федеральному проекту поддержано 12 исследовательских центров в сфере ИИ на базе следующих образовательных и научных организаций: Сколтех, ИТМО, Иннополис, НИУ ВШЭ, МФТИ и ИСП РАН, НМИЦ онкологии им. Н.Н. Блохина, Самарский университет им. академика С.П. Королева, Новосибирский государственный университет, НИЯУ МИФИ, ННГУ им. Н.И. Лобачевского, СПбГУ. Они получили гранты на проведение научных

исследований, разработку прикладных технологических решений, обучение профильных специалистов, формирование дата-сетов и отраслевых фреймворков.

За 2021-2024 гг. прошел 61 хакатон по ИИ, участие в которых приняли около 37 тыс. человек.

За 2022-23 гг. обучение в сфере ИИ по программам дополнительного профессионального образования для граждан прошли свыше 3,8 тыс. человек.

За 2021-2024 гг. гранты Фонда содействия инновациям по программам ИИ получили более 900 проектов.

За 2021-2023 гг. гранты Сколково по ИИ получили 25 проектов.

Более 69 тыс. школьников прошли обучение компетенциям, необходимым для формирования проектов в области ИИ от Сириуса за 2022-2024 гг. [1].

Для обеспечения внедрения наиболее успешных практик применения технологий искусственного интеллекта в субъектах России по поручению Президента Российской Федерации разработан индекс интеллектуальной зрелости отраслей регионов [2], который оценивает уровень цифровизации региональных органов исполнительной власти, местного самоуправления и организаций, использующих в своей работе модели искусственного интеллекта.

Фундаментальной основой систем искусственного интеллекта наиболее часто выступают искусственные нейронные сети [3], которые воспроизводят структуру человеческого мозга. Именно бионический подход к проблеме синтеза систем искусственного интеллекта в настоящее время имеет наиболее впечатляющие достижения. Обширный класс задач, которые решаются с помощью нейросетей определяется их топологией и методами обучения [4].

Одной из трудно формализуемых проблем, возникающих при обработке больших массивов данных с помощью нейросетей является задача классификации многомерных объектов, описываемых нечисловыми параметрами (классами, категориями).

В этом направлении важно отметить перспективность симбиоза теорий нейронных сетей и нечеткой логики [5], что позволяет добиться синергетического эффекта за счет достоинств обеих теорий и получить практически значимый эффект.

Таким образом, целью настоящего исследования является разработка и практическая апробация методологии синтеза нейросетевых классификаторов многомерных объектов при наличии в их характеристиках лингвистических параметров, состоящих из набора нечетких множеств (чисел) [6].

Методы и принципы исследования

Для практической апробации результатов исследования выбрана база данных – обучающая выборка из характеристик 1728 объектов. Фрагмент исходных данных, использовавшихся для обучения и тестирования нейронной сети представлены на рисунке 1.

№	ФизПодготовка	Культура	Внешний вид	Информатика	Математика	Физика	Оценка
1	Низкая	Низкая	3	Удовл	Удовл	Удовл	Плохо
2	Низкая	Низкая	3	Удовл	Удовл	Хорошо	Плохо
1724	ОчВысок	ОчВысок	5+	Отлично	Хорошо	Хорошо	Хорошо
1725	ОчВысок	ОчВысок	5+	Отлично	Хорошо	Отлично	Отлично

Рисунок 1 - Фрагмент обучающей выборки
DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2.1>

Например, значения соответствующих лингвистических переменных по предметам («Информатика», «Математика», «Физика») определяются тремя терминами (нечеткими переменными) «Отлично», «Хорошо» и «Удовлетворительно», которые задаются соответствующими нормальными, выпуклыми, положительными нечеткими числами [7].

Формальная постановка задачи классификации:

требуется идентифицировать отображение $f: X \rightarrow Y$,

где $Y = \{\text{«Оценка»}\}$ – итоговая лингвистическая переменная, значения которой определяются соответствующими нечеткими переменными (симптомами) $\{\text{«Плохо»}, \text{«Удовлетворительно»}, \text{«Хорошо»}, \text{«Отлично»}\}$, $X = \{\text{«ФизПодготовка»}, \text{«Культура»}, \text{«Внешний вид»}, \text{«Информатика»}, \text{«Математика»}, \text{«Физика»}\}$ – лингвистические переменные (предпосылки).

Для построения классификатора использовалась искусственная многослойная нейронная сеть прямого распространения [4] с двумя скрытыми слоями (с 4 и 30 нейронами, соответственно) с функцией активации типа «рампа». Входной слой содержит 6 нейронов, в выходном слое 1 нейрон – нечеткая оценка/Output (см. рис. 2).

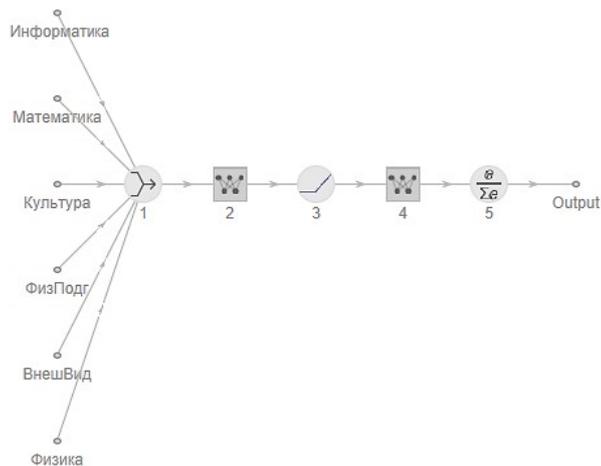


Рисунок 2 - Топология нейросети
DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2.2>

Обучающая выборка разделялась на обучающее и проверочные множества (80% и 20%, соответственно).

Для обучения нейронной сети использовался метод случайного градиентного спуска (SGD) [8], [9].

В качестве критерия останова использовалось следующее правило – обучение заканчивается, если за последние 50 эпох (раундов) точность классификации оставалась практически неизменной.

Основные результаты

На рисунке 3 приведены графики изменения точности классификации для обучающего и проверочного множеств данных. Решение осуществлялось в среде системы символьной математики Wolfram Mathematica [10], [11].

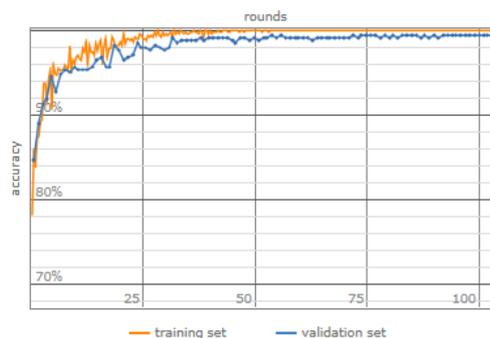


Рисунок 3 - Изменение точности в процессе обучения
DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2.3>

Обучение нейросетевого классификатора продолжалось 105 раундов (эпох), причем уже после 50 раундов показатели точности оставались практически неизменными как для обучающего множества, так и для проверочного. Продолжительность обучения составила менее 6 секунд.

Основные характеристики процесса обучения нейросети приведены на рисунке 4.

NetTrain Results	
summary	batches: 2310, rounds: 105, time: 5.8s, examples/s: 25 662
data	training examples: 1382, validation examples: 346, processed examples: 147 840, skipped examples: 0
method	SGD optimizer, batch size 64, CPU
round	loss: 4.15×10^{-3} , F.N.: 0., F.P.: 0., T.N.: 1.06×10^3 , T.P.: 3.52×10^2 , acc.: 100%, F1: 100%, M.C.C.: 1., prec.: 100%, recall: 100%, π : 1.
validation	loss: 1.68×10^{-2} , F.N.: $5. \times 10^{-1}$, F.P.: $5. \times 10^{-1}$, T.N.: 2.59×10^2 , T.P.: 8.6×10^1 , acc.: 99.422%, F1: 99.600%, M.C.C.: 9.93×10^{-1} , prec.: 99.419%, recall: 99.789%, π : 9.88×10^{-1}

Рисунок 4 - Информация о процессе обучения
DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2.4>

Оптимизация параметров метода случайного градиентного спуска осуществлялась эмпирически, наилучший результат был получен при следующих значениях параметров: LearningRate=0.3, Momentum=0.6.

Отметим, что решение этой задачи с помощью стандартного классификатора, использующего, например, метод логистической регрессии в системе Wolfram Mathematica, обеспечивает точность только 84%.

На рисунке 5 представлены итоговые матрицы ошибок для обучающего и проверочного множеств данных, соответственно.

	Плохо	Удовл	Хорошо	Отлично		
Плохо	995				995	Эталон
Удовл		304			304	
Хорошо			52		52	
Отлично				57	57	
	995	304	52	57		Классификация

	Плохо	Удовл	Хорошо	Отлично		
Плохо	235	2			237	Эталон
Удовл		84			84	
Хорошо			17		17	
Отлично				8	8	
	235	86	17	8		Классификация

Рисунок 5 - Матрицы ошибок
DOI: <https://doi.org/10.60797/COMP.2025.5.2.5>

В данном случае точность классификации на обучающем множестве составляет 100%, а на проверочном – больше 99%, только 2 объекта из 346 классифицированы неправильно – вместо класса «Плохо» отнесены к классу «Удовл».

Заключение

Предложена практико-ориентированная методология решения задачи классификация сложных объектов, описываемых набором параметров, представляющих собой значения лингвистических переменных, содержащих множества нечетких термов (переменных).

Разработана структура искусственной многослойной нейронной сети, адаптированной на решение задачи классификации. Осуществлен выбор числа скрытых слоев нейронной сети и функции активации. Реализовано кодирование категориальных переменных в двоичные вектора.

Реализован метод случайного градиентного спуска, который позволяет находить эффективное решение задачи. Проведена серия тестовых испытаний для определения оптимальных параметров настройки алгоритма градиентного спуска.

Полученное решение интерпретируется как нечеткое (треугольное, трапециевидное или гауссово) число с определенным значением функции принадлежности элемента к соответствующему нечеткому множеству.

Разработанная методология является унифицированной и может быть применена для решения широкого круга задач из различных предметных областей.

Благодарности

Автор выражает благодарность региональному центру оценки качества образования Сахалинской области.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Acknowledgement

The author expresses their gratitude to the Regional Centre for Education Quality Assessment of Sakhalin Oblast.

Conflict of Interest

None declared.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Национальные проекты России. Искусственный интеллект. — URL: <https://xn--80aapampemcchfmo7a3c9ehj.xn--p1ai/projects/tsifrovaya-ekonomika/p-iskusstvennyy-intellekt-p/> (дата обращения: 30.11.2024).
2. Путин предложил создать индекс интеллектуальной зрелости отраслей регионов. — 2022. — URL: <https://ria.ru/20221124/regiony-1833990061.html> (дата обращения: 30.11.2024).
3. Белоглазов Д.А. Особенности нейросетевых решений, достоинства и недостатки, перспективы применения / Д.А. Белоглазов // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2008. — № 7 (84). — С. 105–110. — EDN KAPCWZ.
4. Классификация нейронных сетей. — 2016. — URL: <https://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/classification-4.html> (дата обращения: 30.11.2024).
5. Блюмин С.Л. Нечеткая логика: алгебраические основы и приложения / С.Л. Блюмин, И.А. Шуйкова, П.В. Сараев [и др.]. — Липецк : ЛЭГИ, 2002. — 111 с.
6. Борисов В.В. Основы теории нечетких множеств: учебное пособие для вузов / В.В. Борисов, А.С. Федулов, М.М. Зернов. — Москва : Горячая линия – Телеком, 2014. — 88 с.
7. Борисов В.В. Основы нечеткой арифметики: учебное пособие для вузов / В.В. Борисов, А.С. Федулов, М.М. Зернов. — Москва : Горячая линия – Телеком, 2014. — 88 с.
8. Николенко С.И. Градиентный спуск в нейронных сетях / С.И. Николенко. — Санкт-Петербург. — 2021. — URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlspu20/40-graddescent.pdf> (дата обращения: 30.11.2024).
9. Мартынов А.В. Метод градиентного спуска в машинном обучении / А.В. Мартынов, В.Е. Кандыба // Шаг в науку. — 2022. — № 4. — С. 4–8. — EDN MHHFTM.
10. Data Science & AI Consulting. — URL: <https://www.wolfram.com/data-science-consulting/?source=nav> (accessed: 30.11.2024).
11. Вольфрам С. Элементарное введение в Wolfram Language на русском / С. Вольфрам; пер. с англ. — URL: <https://www.itmathrepetitor.ru/yelementarnoe-vvedenie-v-wolfram-language-na-russko/> (дата обращения: 30.11.2024).

Список литературы на английском языке / References in English

1. Nacional'nye proekty Rossii. Iskusstvennyj intellekt [National projects of Russia. Artificial intelligence]. — URL: <https://xn--80aapampemcchfmo7a3c9ehj.xn--p1ai/projects/tsifrovaya-ekonomika/p-iskusstvennyy-intellekt-p/> (accessed: 30.11.2024). [in Russian]
2. Putin predlozhit' sozdat' indeks intellektual'noj zrelosti otraslej regionov [Putin proposed to create the index of intellectual maturity of regional industries]. — 2022. — URL: <https://ria.ru/20221124/regiony-1833990061.html> (accessed: 30.11.2024). [in Russian]
3. Beloglazov D.A. Osobennosti nejrosetevykh reshenij, dostoinstva i nedostatki, perspektivy primeneniya [Features neurons decisions, merits and demerits, application prospects] / D.A. Beloglazov // Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki [Proceedings of SFU. Technical Sciences]. — 2008. — № 7 (84). — P. 105–110. [in Russian]
4. Klassifikacija nejronnykh setej [Classification of neural networks]. — 2016. — URL: <https://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/classification-4.html> (accessed: 30.11.2024). [in Russian]
5. Blyumin S.L. Nechetkaja logika: algebraicheskie osnovy i prilozhenija [Fuzzy logic: algebraic foundations and applications] / S.L. Blyumin, I.A. Shuykova, P.V. Saraev [et al.]. — Lipetsk : LEHI, 2002. — 111 p. [in Russian]
6. Borisov V.V. Osnovy teorii nechetkikh mnozhestv [Fundamentals of the theory of fuzzy sets] : textbook for universities / V.V. Borisov, A.S. Fedulov, M.M. Zernov. — Moscow : Hotline – Telecom, 2014. — 88 p. [in Russian]
7. Borisov V.V. Osnovy nechetkoj arifmetiki: uchebnoe posobie dlja vuzov [The basics of fuzzy arithmetic: a textbook for universities] / V.V. Borisov, A.S. Fedulov, M.M. Zernov. — Moscow : Hotline – Telecom, 2014. — 88 p. [in Russian]
8. Nikolenko S.I. Gradientnyj spusk v nejronnykh setjah [Gradient descent in neural networks] / S.I. Nikolenko. — Saint Petersburg. — 2021. — URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlspu20/40-graddescent.pdf> (accessed: 30.11.2024). [in Russian]
9. Martynov A.V. Metod gradientnogo spuska v mashinnom obuchenii [Gradient descent method in machine learning] / A.V. Martynov, V.E. Kandyba // Shag v nauku [Step into Science]. — 2022. — № 4. — P. 4–8. [in Russian]
10. Data Science & AI Consulting. — URL: <https://www.wolfram.com/data-science-consulting/?source=nav> (accessed: 30.11.2024).
11. Wolfram S. Jelementarnoe vvedenie v Wolfram Language na russkom [An elementary introduction to the Wolfram Language in Russian] / S. Wolfram; transl. from Eng. — URL: <https://www.itmathrepetitor.ru/yelementarnoe-vvedenie-v-wolfram-language-na-russko/> (accessed: 30.11.2024). [in Russian]