



## РАЗДЕЛ 2. ХИМИЧЕСКИЕ ТЕХНОЛОГИИ, НАУКИ О МАТЕРИАЛАХ, МЕТАЛЛУРГИЯ

Научная статья

2.6.1 – Металловедение и термическая обработка металлов и сплавов (технические науки)

УДК66.017

doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2024.02.023



### ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В МЕТАЛЛОГРАФИИ

Владимир Иванович Мосоров <sup>1</sup>, Наталья Баясхалановна Хаптахаева <sup>2</sup>,  
Константин Сергеевич Коробков <sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Восточно-Сибирский государственный университет технологий и управления, Улан-Удэ, Россия

<sup>1</sup> vmosorov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0193-5310>

<sup>2</sup> khapnb@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-2745-6481>

<sup>3</sup> k\_korobkov00@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0008-5192-2140>

**Аннотация.** В статье рассматривается возможность использования искусственных нейронных сетей для решения задачи классификации марок сталей по изображению микроструктуры. Для решения задачи распознавания подобрана структура сверточной нейронной сети. Изображения для создания Data seta подготовлены с помощью металлографического микроскопа, среда для написания нейронной сети выполнена на языке Python Google Colaboratory. Сверточная нейронная сеть обучилась на 96,67 %. Высокие результаты обучения при классификации изображений микроструктур углеродистых сталей говорят о перспективности применения нейронных сетей в металлографических исследованиях.

**Ключевые слова:** нейронные сети, металлография, классификация изображений, микроструктура.

**Для цитирования:** Мосоров В. И., Хаптахаева Н. Б., Коробков К. С. Применение нейронных сетей в металлографии // Ползуновский вестник. 2024. № 2, С. 182–185. doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2024.02.023. EDN: <https://elibrary.ru/ENRBTY>.

Original article

### APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN METALLOGRAPHY

Vladimir I. Mosorov <sup>1</sup>, Natalya B. Khaptakhaeva <sup>2</sup>, Konstantin S. Korobkov <sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> East Siberia State University of Technology and Management, Ulan-Ude, Russia

<sup>1</sup> vmosorov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0193-5310>

<sup>2</sup> khapnb@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-2745-6481>

<sup>3</sup> hghgh@bk.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5841-0000>

**Abstract.** The article considers the possibility of using artificial neural networks to solve the problem of classification of steel grades by microstructure image. To solve the recognition problem, the structure of a convolutional neural network is selected. Images for creating Data seta are pre-pared using a metallographic microscope, the environment for writing a neural network is made in Python Google Colaboratory. The convolutional neural network was trained at 96.67%. High results of training in the classification of images of microstructures of carbon steels indicate the prospects of using neural networks in metallographic studies.

**Keywords:** neural networks, metallography, image classification, microstructure.

**For citation:** Mosorov, V.I., Khaptakhaeva, N.B., Korobkov, K.S. (2024). Application of neural networks in metallography. *Polzunovskiy vestnik*, (2), 182-185. (In Russ). doi: 10/25712/ASTU.2072-8921.2024.02.023. EDN: <https://ENRBTY>.

## ВВЕДЕНИЕ

Классификация микроструктуры сталей и сплавов является важной задачей металлостроения. В основном структуру металлов и сплавов эксперты определяют «на глаз», что может приводить к различной оценке полученных результатов, поэтому автоматическое определение микроструктуры и ее классификация необходимо для объективности полученных данных. Для решения задач классификации изображений применяют искусственные нейронные сети.

Металлы и сплавы часто имеют зернистую структуру. При классификации мелких частиц используют сверточные нейронные сети. Сверточные нейронные сети – это класс глубоких нейронных сетей, наиболее часто применяемых для анализа визуальных изображений.

Применение нейронных сетей поможет решить следующие задачи:

- в металлографических исследованиях различать и классифицировать структуры металлов и сплавов, а также отличать микроструктуру после различных видов воздействий на материал. Например, была разработана сверточная нейронная сеть для распознавания дендритной микроструктуры [1];

- сегментация в количественном металлографическом анализе проводилась в работе [2] с помощью сети U-Net, а в работе [3] с помощью сети W-Net.

Целью данной работы являлось создать нейронную сеть для классификации марки стали по изображению микроструктуры углеродистых конструкционных сталей.

## МЕТОДЫ

### Подготовка данных и создание Data set

В качестве исследуемого материала использовали стали 20, 45 и У8. Готовили металлографические шлифы сталей после отжига, так как после этого вида термической обработки наиболее четко видны границы между зернами. Химическое травление проводили в 4 % растворе HNO<sub>3</sub>.

Для создания Data set было сделано 300 фотографий, по 100 видов каждой стали. Изображения были получены на металлографическом микроскопе NEOPHOT-21 при увеличении Х400.

Для хранения данных изображений использовали Google Drive, а для написания кода на языке Python Google Colaboratory. Для реализации, обучения и тестирования сети, описанной в этой статье, мы использовали библиотеку Tensor Flow, предварительная разметка изображений микроструктур не проводилась.

Было создано обучающее множество

270 изображений и проверочное 30 изображений микроструктур. Входные данные, которые использовали, состоят из стандартных изображений RGB размером 100x100 пикселей. Так как обучают нейронную сеть парами, в Data set хранится множество пар <X, Y>, где X – изображение микроструктуры сталей. Размер изображений 100x100 тип RGB, а Y – эталонный вид (название класса). На рисунке 1 пример вывода хранящейся информации в Data set.

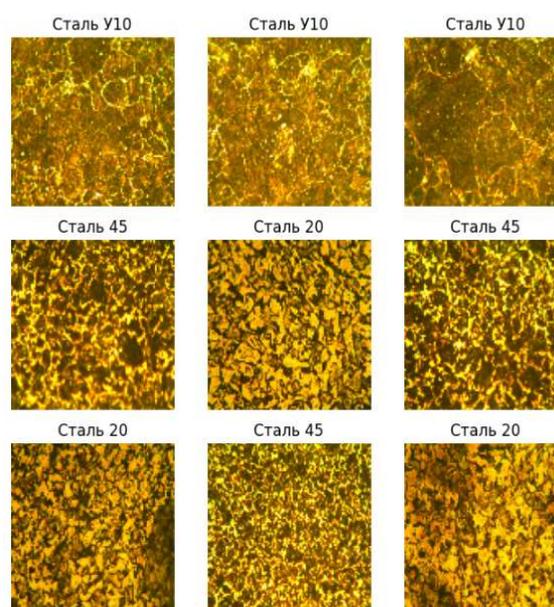


Рисунок 1 – Информация, хранящаяся в Data set

Figure1 - Information stored in Data set

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ. ВЫБОР И ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В данной работе мы взяли традиционную последовательную архитектуру нейронной сети типа – Sequential. В ней чередуются сверточные слои Convolutional и слои подвыборки Max pooling, в конце используются полносвязанные слои Fully connected для классификации изображений, выходной слой Dense имеет 3 нейрона (количество классов).

В данной работе определяли наилучшую структуру нейронной сети для классификации изображений микроструктур на нашем наборе данных. Было сделано несколько структур и проанализированы полученные данные по результатам их обучения, которые представлены в таблице 1.

Обучение нейронной сети проводилось в течении 50 эпох.

По данным таблицы 1 можно сделать вывод, что при наличии 4 сверточных слоев показатели обучения нейронной сети значи-

тельно повышаются, точность правильных ответов на проверочном наборе данных составляет 96,67 %, а также уменьшается значение ошибки при обучении до 0,05.

В результате анализа была выбрана схема № 4, архитектуры сверточной нейронной сети представлена на рисунке 2. Описа-

ние размеров и количество нейронов на каждом слое представлено в таблице 2.

Результаты ошибки при обучении нейронной сети на последних 5 эпохах на обучающем и проверочном множестве представлены на графике (рис. 3).

Таблица 1 – Результаты обучения различных структур нейронных сетей

Table 1 - Learning outcomes of various neural network structures

№	Структура нейронной сети			Точность на обучающем наборе	Точность на проверочном наборе	Ошибка на проверочном наборе
1	Convolutional 1	5x5	16	100 %	80 %	1,54
	Fully connected	–	1024			
	Fully connected	–	256			
2	Convolutional 1	5x5	16	100 %	80 %	0,45
	Convolutional 2	5x5	32			
	Fully connected	–	1024			
	Fully connected	–	256			
3	Convolutional 1	5x5	16	100 %	80 %	0,95
	Convolutional 2	5x5	32			
	Convolutional 3	5x5	64			
	Fully connected	–	1024			
	Fully connected	–	256			
	Convolutional 1	5x5	16			
	Convolutional 2	5x5	32			
	Convolutional 3	5x5	64			
	Convolutional 4	5x5	128			
	Fully connected	–	1024			
	Fully connected	–	256			

Таблица 2 – Структура нейронной сети

Table 2 - Neural network structure

Название слоя	Размеры	Количество нейронов
Convolutional 1	100x100	16
Max pooling	50x50	16
Convolutional 2	50x50	32
Max pooling	25x25	32
Convolutional 3	25x25	64
Max pooling	13x13	64
Convolutional 4	13x13	128
Max pooling	7x7	128
Fully connected	–	1024
Fully connected	–	256
Dense	–	3

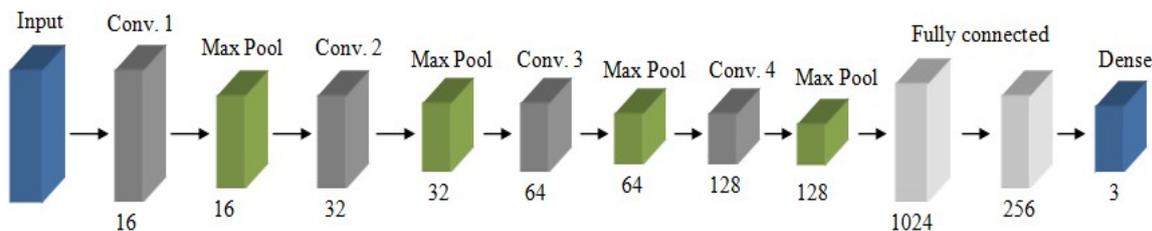


Рисунок 2 – Схема архитектура сверточной нейронной сети

Figure 2 - Scheme architecture of a convolutional neural network

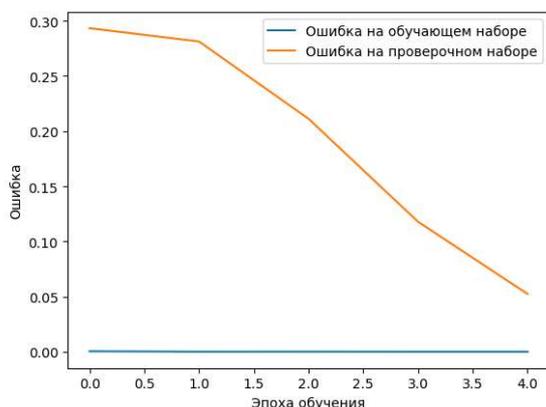


Рисунок 3 – График ошибки

Figure 3 - Error graph

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

– По результатам исследования можно сделать вывод, что при наличии 4-х сверточных слоев у нейронной сети значительно повышается качество распознавания.

– Созданная сверточная нейронная сеть для металлографических исследований обучилась на 96,67 % точных ответов и показатель ошибки – 0,05.

– Точность на тестовом наборе данных составила 100 %.

В дальнейшем целью является расширить набор данных (увеличить количество классов сталей) и увеличить количество изображений одной марки.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Аристов Г.В., Ключев А.В. Распознавание и классификация микроструктуры металлов и сплавов с использованием глубоких нейронных сетей // Graphi Con 2017 : тр. 27-й Между-нар. конф. по компьютерной графике и машинному зрению.

*Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.*

*The authors declare that there is no conflict of interest.*

*Статья поступила в редакцию 15 июня 2023; одобрена после рецензирования 29 февраля 2024; принята к публикации 06 мая 2024.*

*The article was received by the editorial board on 15 June 2023; approved after editing on 29 Feb 2024; accepted for publication on 06 May 2024.*

Пермь, 24–28 сент. 2017 г. / АНО науч. общ-во Графикон, Перм. гос. нац. исслед. ун-т. Пермь : Изд-во ЦентрПГНИУ. 2017. С. 180–183.

2. Kovun V.A. On development of models and algorithms for automated metallographic measurement of visible metal slice grain sizes / V.A. Kovun, I.L. Kashirina // Journal of Physics: Conference Series, 2020.

3. Ковун В.А., Каширина И.Л. Использование нейронной сети W-Net в металлографическом анализе образца стали / информатика : проблемы, методы, технологии, Материалы XXI Международной научно-методической конференции. Воронеж, 2021 / Изд-во «Вэлборн» (Воронеж). С. 760–767.

### Информация об авторах

*В. И. Мосоров – кандидат технических наук, доцент, кафедра «Металловедение и технологии обработки материалов» Восточно-Сибирского университета технологий и управления.*

*Н. Б. Хаптахаяева – кандидат технических наук, доцент, факультет «Факультет компьютерных наук и технологий» Восточно-Сибирского университета технологий и управления.*

*К. С. Коробков – магистрант, кафедра «Металловедение и технологии обработки материалов» Восточно-Сибирского университета технологий и управления.*

### Information about the authors

*V.I. Mosorov - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of "Metallurgy and Materials Processing Technologies" of the East Siberian University of Technology and Management.*

*N.B. Khaptakhayeva - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Faculty of "Faculty of Computer Sciences and Technologies" of the East Siberian University of Technology and Management;*

*K.S. Korobkov - Master's student, Department of "Metal Science and Materials Processing Technologies" of the East Siberian University of Technology and Management.*