

Научный журнал «Костюмология» / Journal of Clothing Science <https://kostumologiya.ru>

2021, №4, Том 6 / 2021, No 4, Vol 6 <https://kostumologiya.ru/issue-4-2021.html>

URL статьи: <https://kostumologiya.ru/PDF/15TLKL421.pdf>

Ссылка для цитирования этой статьи:

Смирнов, Е. Е. Искусственные нейронные сети в решении задач классификации обуви / Е. Е. Смирнов, В. В. Костылева, И. Б. Разин, В. П. Миронов // Костюмология. — 2021. — Т. 6. — № 4. — URL: <https://kostumologiya.ru/PDF/15TLKL421.pdf>

For citation:

Smirnov E.E., Kostyleva V.V., Razin I.B., Mironov V.P. Artificial neural networks in solving problems of shoe classification. *Journal of Clothing Science*, 4(6): 15TLKL421. Available at: <https://kostumologiya.ru/PDF/15TLKL421.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.).

УДК 004.891.2; 004.896; 004.912

ГРНТИ 64.41.14; 64.01.85

ББК 37.255

Смирнов Евгений Евгеньевич

ФГБОУ ВО «Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство)», Москва, Россия
Кандидат технических наук, старший преподаватель
E-mail: evg7162@mail.ru
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=1097456

Костылева Валентина Владимировна

ФГБОУ ВО «Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство)», Москва, Россия
Заведующая кафедрой
Доктор технических наук, профессор
E-mail: kostyleva-vv@rguk.ru
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=353612

Разин Игорь Борисович

ФГБОУ ВО «Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство)», Москва, Россия
Заведующий кафедрой
Кандидат технических наук, доцент
E-mail: razin-ib@rguk.ru
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=850439

Миронов Владислав Петрович

ФГБОУ ВО «Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство)», Москва, Россия
Кандидат технических наук, доцент
E-mail: mironov-vp@rguk.ru

Искусственные нейронные сети в решении задач классификации обуви

Аннотация. В наше время наблюдается явление под названием «Информационный взрыв». Этим термином обозначили взрывной рост информации производимой человечеством. Каждый год увеличение составляет более 30 % от предыдущего. При этом всем структурированные и хорошо формализованные данные, составляют не более 5 %. Исходя из скорости роста информации, становится понятно, что человек не способен структурировать и

формализовать огромную долю данных классическими методами. В какой-то степени спасают алгоритмы, однако для них также нужна обработанная информация. Решением этой проблемы становятся нейронные сети, позволяющие частично имитировать работу человеческого мозга в области принятия решений. В отличие от алгоритмического подхода, выдающего конкретный ответ, нейронные сети работают с вероятностями, благодаря чему, можно работать с классификацией на основе слабо формализованных данных. Классов и типов нейронных сетей большое количество, каждый класс больше подходит для решения определенного типа задач. В качестве базового понимания принципа функционирования и программирования нейронной сети в этой статье мы рассмотрим полносвязную нейронную сеть. Принцип ее создания, обучения, тестирования и эксплуатации. Здесь изложен принцип обучения искусственной нейронной сети для решения задач классификации методом обратного распространения ошибки (backpropagation). Цель исследования состоит в возможности обучения нейронной сети распознавать и классифицировать объекты, относящиеся к группам обуви различных половозрастных групп и назначения, исходя из набора входных параметров и/или изображений. Так как тема очень обширна, то здесь продемонстрирована только концепция работы нейронной сети. На основе трех входных параметров нейронная сеть относит объекты к одному из двух классов: «Обувь», «Другой объект». Такой подход разрабатывается в рамках диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук Смирновым Евгением Евгеньевичем и предполагается к внедрению в учебный процесс кафедр «Художественное моделирование, конструирование и технология изделий из кожи», «Информационные технологии» РГУ им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство) в виде учебных пособий.

Ключевые слова: нейронные сети; машинное обучение; искусственный интеллект; классификация; обувь

Введение

Несмотря на масштаб потрясений, которые пережила сфера торговли, пандемия ускорила развитие: в ближайшее время увеличится скорость внедрения инноваций и возрастет роль технологий для успешного развития компаний. В производственно-сбытовой деятельности для формирования персонализированных предложений, прогнозирования объема и ассортимента закупок (создание умных цепочек поставок) и т. д. будут использоваться прогнозные модели, основанные на искусственном интеллекте (ИИ) и больших данных, роботизации, облачных технологиях, биометрии и др. [1–4].

В наше время наблюдается явление под названием «Информационный взрыв». Этим термином обозначили взрывной рост информации производимой человечеством. Каждый год увеличение составляет более 30 % от предыдущего. При этом всем структурированные и хорошо формализованные данные, составляют не более 5 %. Исходя из скорости роста информации, становится понятно, что человек не способен структурировать и формализовать огромную долю данных классическими методами. В какой-то степени спасают алгоритмы, однако для них также нужна обработанная информация. Решением этой проблемы становятся нейронные сети, позволяющие частично имитировать работу человеческого мозга в области принятия решений. В отличие от алгоритмического подхода, выдающего конкретный ответ, нейронные сети работают с вероятностями, благодаря чему, можно работать с классификацией на основе слабо формализованных данных. Классов и типов нейронных сетей большое количество, каждый класс больше подходит для решения определенного типа задач. В качестве базового понимания принципа функционирования и программирования нейронной сети в этой статье мы рассмотрим полносвязную нейронную сеть. Принцип ее создания, обучения, тестирования и эксплуатации. Здесь изложен принцип обучения искусственной нейронной сети

для решения задач классификации методом обратного распространения ошибки (backpropagation). Цель исследования состоит в возможности обучения нейронной сети распознавать и классифицировать объекты, относящиеся к группам обуви различных половозрастных групп и назначения, исходя из набора входных параметров и/или изображений. Так как тема очень обширна, то здесь продемонстрирована только концепция работы нейронной сети. На основе трех входных параметров нейронная сеть относит объекты к одному из двух классов: «Обувь», «Другой объект». Такой подход разрабатывается в рамках диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук Смирновым Евгением Евгеньевичем и предполагается к внедрению в учебный процесс кафедр «Художественное моделирование, конструирование и технология изделий из кожи», «Информационные технологии» РГУ им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство) в виде учебных пособий.

Результаты и обсуждение

В современном мире существует множество задач, решение которых можно найти с использованием *нейронных сетей (НС)*. К таковым относятся:

- распознавание;
- классификация;
- диагностика;
- проектирование и т. д.;

Определимся с понятием нейронной сети. **Нейронная сеть (искусственная нейронная сеть)** — это некая математическая модель, которая имеет программную или аппаратную реализацию. Разработаны основы алгоритмов обучения, модели которых широко используются на практике. НС строятся по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма.

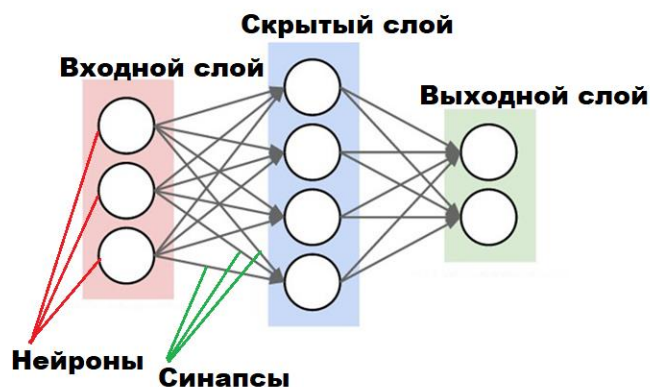


Рисунок 1. Структура НС

Структура НС (рис. 1) включает:

1. Входной слой — на этот слой поступают необработанные данные, на основе которых необходимо принять некоторое решение.
2. Скрытый слой — здесь происходит процесс принятия решения. Слоев может быть любое количество.
3. Выходной слой — является «обдуманым» решением.

4. Связи между слоями или синапсы — служат распространению сигналов по нейронной сети.
5. Нейроны — единица принятия решения.

Так как нейронная сеть имитирует мышление, мы должны «научить» её думать над определенным типом задач. В качестве простого примера возьмем классификацию объекта по трем простым параметрам. Наборы входных и выходных данных приведены соответственно в таблицах 1 и 2. Значение параметра равное «1» эквивалентно «да», «-1» — «нет».

Таблица 1

Таблица классификации: входные данные

Наличие подошвы	Наличие застёжек	Наличие подкладки
1	1	1
1	-1	1
-1	1	-1
-1	-1	-1
1	-1	-1

Таблица 2

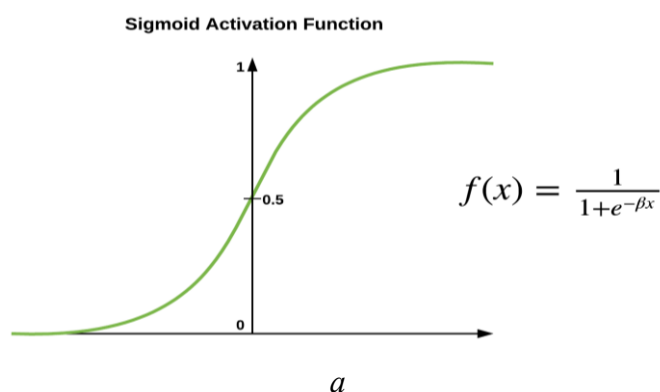
Таблица классификации: выходные параметры

Обувь	Другой объект
1	0
1	0
0	1
0	1
1	0

В этом примере можно проследить закономерность: если значение «Наличие подошвы» равняется 1, то тип объекта «Обувь»; если же равняется -1 (в табл. 1) то тип объекта «Другой объект». Мы взяли такой пример для упрощения демонстрации процесса обучения.

Реализация нейронной сети

В качестве функции активации выберем сигмоиду (рис. 2б, Код 1). При $\beta = 1$, она превращается в обычную логистическую функцию [6].



```
def sigmoid(x):
    return 1 / (1 + np.exp(-x))
```

б

Рисунок 2. Функция активации: а — график функции сигмоида; б — Код 1. Программная реализация функции сигмоида, представленной на рисунке 2а

Так как в нашей задаче имеется 3 входных параметра и 2 класса, то размерность матрицы весов будет 3x2 (рис. 3).

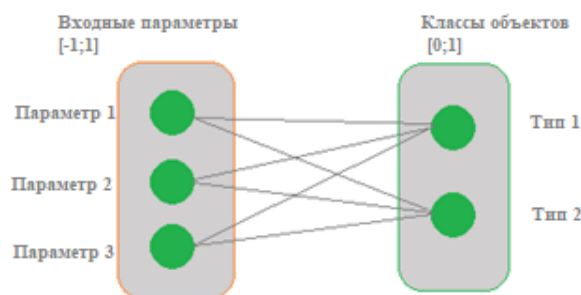


Рисунок 3. Архитектура нейронной сети

Генерируя случайные веса (рис. 4), мы получаем матрицу 3x2 (рис. 6) со значениями весов синапсов в диапазоне от -1 до 1.

```
synaptic_weights = 2 * np.random.random((3, 2)) - 1
```

Рисунок 4. Код 2. Генерация матрицы весов синапсов

На рисунке 4 при помощи функции *random()* создается матрица, содержащая значения от 0 до 1. Размерность этой матрицы указана в скобках: в данном случае 3 строки и 2 столбца. Далее мы поэлементно умножаем матрицу на «2», после вычитаем поэлементно «1» (рис. 5). Таким образом, мы получаем значения весов синапсов в диапазоне [-1;1] (рис. 6).

$$synaptic_weights_{i,j} = 2 * random_{i,j} - 1$$

Рисунок 5. Поэлементное приведение элементов матрицы к диапазону [-1;1]

```
synaptic_weights =
    -0.16595599  0.44064899
    -0.99977125 -0.39533485
    -0.70648822 -0.81532281
```

Рисунок 6. Матрица весов синапсов, сгенерированная в коде 2

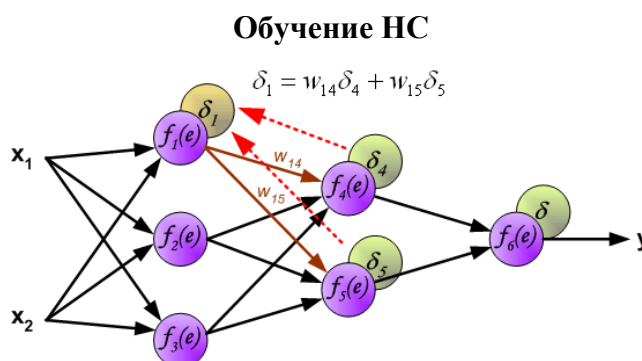


Рисунок 7. Метод обратного распространения ошибки

Для обучения этой простой НС нам необходимо получить входные обучающие данные, указанные в таблицах 1 и 2. Обучать нашу нейронную сеть мы будем по принципу обратного распространения ошибки — *backpropagation* (рис. 7) [5; 6].

Backpropagation — это метод вычисления градиента, который используется при обновлении весов многослойного перцептрона. Для вычисления ошибки воспользуемся простой формулой (рис. 8) [7]¹:

$$Err = Training_OUT - OUT$$

a

```
err = training_outputs - outputs
```

б

Рисунок 8. Вычисление ошибки: a — Формула расчета, где *Training_OUT* — правильный ответ, *OUT* — ответ НС; б — программный код

Это значение понадобится нам для использования метода градиентного спуска для расчета и корректировки весов. Формула расчета представлена ниже (рис. 9) [8; 9].

$$dE = Err * \Omega'(x) * TI$$

$$\Omega'(x) = \Omega(x) * (1 - \Omega(x))$$

$$nW = W + \alpha * dE$$

a

```
err_f_adj = err * (outputs * (1 - outputs))
adjustment = np.dot(input_layer.T, err_f_adj)
synaptic_weights += adjustment
```

б

Рисунок 9. Формула корректировки весов: a — формулы, где: *Err* — ошибка НС; $\Omega'(x)$ — производная функции сигмоида; *nW* — новые значения весов; *W* — предыдущие значения весов; *TI* — тренировочные данные, α — коэффициент скорости обучения; б — программный код корректировки весов синапсов, $\alpha = 1$

Логика расчета закончена, но это только одна итерация или как говорят эпоха. Количество эпох необходимо определять опытным путем. Теперь получим тестовые данные (табл. 3) [10].

Таблица 3

Матрица входных тестовых данных

Наличие подошвы	Наличие застёжек	Наличие подкладки
-1	-1	1
1	1	-1

Начнем с 5 эпох и посмотрим на предсказание нейронной сети и график изменения ошибки (рис. 10, табл. 4).

Как видим, ошибка предсказания падает, но ответ все еще не понятен. Теперь примем число эпох, равным 1000 (рис. 11, табл. 5).

¹ Обучение глубоких сетей II. Градиентный спуск // URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/dl2017/DLNikolenko-MailRu-02.pdf> (дата обращения: 23.09.21).

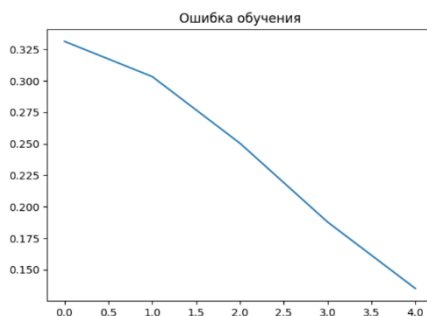


Рисунок 10. График ошибок на 5-ти эпохах

Таблица 4

Результат работы нейронной сети после 5 эпох

Вход	Выход	Правильный ответ
[-1, -1, 1]	[0.43566588, 0.42338051]	[0, 1]
[1, 1, -1]	[0.56433412, 0.57661949]	[1, 0]

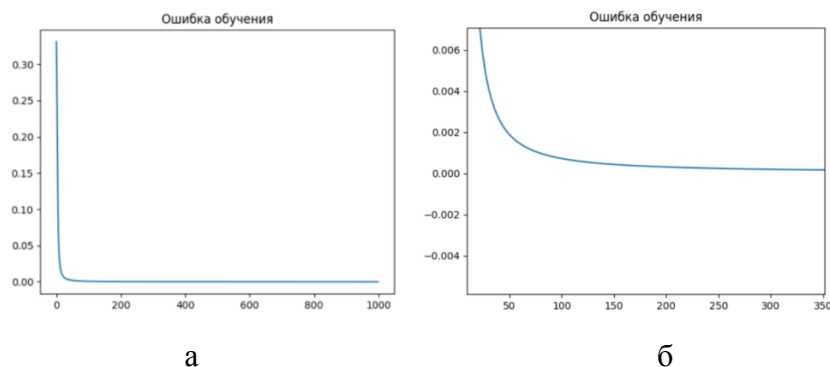


Рисунок 11. График ошибок на 1000 эпох:

а — на всем периоде обучение НС; б — в диапазоне от 20 до 350 эпох

Таблица 5

Результат работы нейронной сети после 1000 эпох

Вход	Выход	Правильный ответ
[-1, -1, 1]	[0.0550929, 0.93490382]	[0, 1]
[1, 1, -1]	[0.9449071, 0.06509618]	[1, 0]

В результате получились предсказания с вероятностью около 95 %. На графике (рис. 11б) видно, что, начиная с 300-й эпохи, ошибка практически перестает падать (рис. 12, табл. 6).

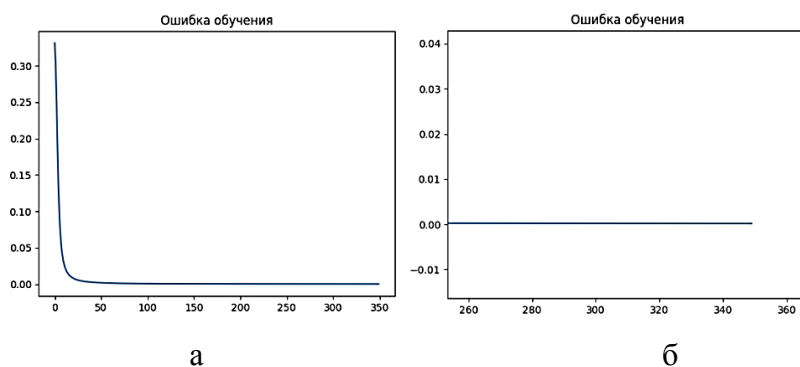


Рисунок 12. График ошибок на 350 эпохах: а — график ошибки обучения на всем диапазоне; б — график ошибки в диапазоне [250;350] эпох

Таблица 6

Результат работы нейронной сети после 350 эпох

Вход	Выход	Правильный ответ
[-1, -1, 1]	[0.08801001 0.89511581]	[0, 1]
[1, 1, -1]	[0.91198999 0.10488419]	[1, 0]

В результате получаем вероятность правильного предсказания в 90 %. Матрица весов после обучения представлена в виде таблицы 7 и графически на рисунок 13.

Таблица 7

Матрица весов после обучения

	Выход 1	Выход 2
Вход 1	3.7557732	-3.74311008
Вход 2	-0.61789082	0.70850603
Вход 3	0.79970388	-0.89050769

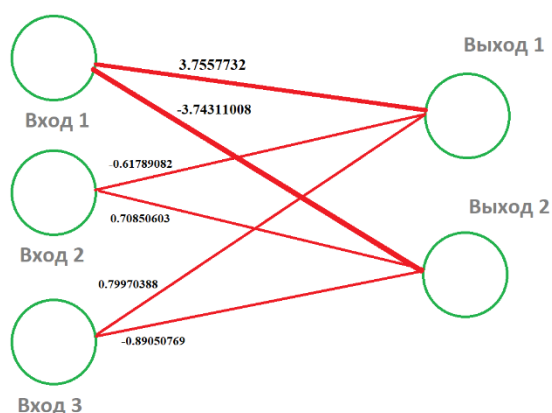


Рисунок 13. Обученная нейронная сеть

Из рисунка 13 видно, что, нейронная сеть определила максимальные веса для первого входного нейрона [**3.7557732; -3.74311008**] (рис. 13, табл. 7).

Выводы

Таким образом, используя архитектуру и веса синапсов, полученных в процессе обучения нейронной сети, можно без проблем генерировать предсказания для задач такого типа в любой среде, допускающей создание НС. Так как сеть уже обучена, то результат формируется очень быстро и от пользователя не требуется знаний, связанных с обучением НС. Представленное выше позволяет заключить, что подобный процесс обучения нейронной сети может быть не только объектом применения, но и является наиболее подходящей формой для решения задач прогнозирования различных факторов производства обуви, например, эргономичности конструкций, структуры ассортимента изделий и др.

ЛИТЕРАТУРА

1. Костылева В.В., Литвин Е.В., Разин И.Б., Смирнов Е.Е. Информационные телекоммуникационные технологии в производственно-сбытовой деятельности. Фундаментальные и прикладные научные исследования в области инклюзивного дизайна и технологий: опыт, практика и перспективы / Сборник научных трудов Международной научно-практической конференции (24–26 марта 2021 г.). Часть 1. — М.: РГУ им. А.Н. Косыгина, 2021. С. 64–69.
2. Костылева В.В., Литвин Е.В., Разин И.Б., Смирнов Е.Е. Информационно-телекоммуникационные технологии в автоматизированном дистанционном подборе изделий. Фундаментальные и прикладные научные исследования в области инклюзивного дизайна и технологий: опыт, практика и перспективы / Сборник научных трудов Международной научно-практической конференции (24–26 марта 2021 г.). Часть 1. — М.: РГУ им. А.Н. Косыгина, 2021. С. 161–164.
3. Соколовская И.Ю., Рахимова А.Р., Бекк М.В. О проблемах планирования и прогнозирования детского ассортимента. — Техническое регулирование: базовая основа качества материалов, товаров и услуг: междунар. сб. науч. трудов — Шахты: ГОУ ВПО «ЮРГУЭС», 2011 — С. 57, 58.
4. Бекк М.В., Киселев С.Ю., Тихонова Н.В. Методика прогнозирования размерно-полнотного ассортимента по антропометрическим данным. — Вестник Казанского Технологического Университета. — Казань, 2012, № 18, С. 258–261.
5. Тарик Р. Создаем нейронную сеть (полноцветное издание) // Киев: Диалектика, 2020. 272 с.
6. Вьюгин В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования // МЦНМО, 2018 г.
7. Домингос П. Верховный алгоритм. Как машинное обучение изменит наш мир // М.: «МАНН, ИВАНОВ И ФЕРБЕР», 2016.
8. Обучение глубоких сетей II. Градиентный спуск // URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/dl2017/DLNikolenko-MailRu-02.pdf> (дата обращения: 23.09.21).
9. H. Brink, J.W. Richards, M. Fetherolf — Real-World Machine Learning // Shelter Island: Manning, 2017.
10. H. Simon Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition // М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
11. S. Samarasinghe Neural Networks for Applied Sciences and Engineering. From Fundamentals to Complex Pattern Recognition // Auerbach Publications, 2007. 570 с.

Smirnov Evgeny Evgenievich

Russian State University named A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art), Moscow, Russia
E-mail: evg7162@mail.ru
RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=1097456

Kostyleva Valentina Vladimirovna

Russian State University named A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art), Moscow, Russia
E-mail: kostyleva-vv@rguk.ru
RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=353612

Razin Igor Borisovich

Russian State University named A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art), Moscow, Russia
E-mail: razin-ib@rguk.ru
RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=850439

Mironov Vladislav Petrovich

Russian State University named A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art), Moscow, Russia
E-mail: mironov-vp@rguk.ru

Artificial neural networks in solving problems of shoe classification

Abstract. Nowadays there is a phenomenon called "Information explosion". This term was used to designate the explosive growth of information produced by humanity. Each year the increase is more than 30 % from the previous one. At the same time, all structured and well-formalized data make up no more than 5 %. Based on the rate of growth of information, it becomes clear that a person is not able to structure and formalize a huge portion of data using classical methods. To some extent, algorithms are saving, but they also need processed information. The solution to this problem is neural networks that allow partially imitating the work of the human brain in the field of decision-making. Unlike the algorithmic approach, which gives a specific answer, neural networks work with probabilities, due to which it is possible to work with a classification based on weakly formalized data. There are a large number of classes and types of neural networks, each class is more suitable for solving a certain type of problem. As a basic understanding of the principle of functioning and programming of a neural network, in this article we will consider a fully connected neural network. The principle of its creation, training, testing and operation. This article describes the principle of training an artificial neural network to solve classification problems using the backpropagation method. The purpose of the study is the ability to train a neural network to recognize and classify objects belonging to shoe groups of different age and gender groups and purposes, based on a set of input parameters and/or images. Since the topic is very broad, only the concept of a neural network is demonstrated here. Based on three input parameters, the neural network assigns objects to one of two classes: "Shoes", "Other object". This approach is being developed within the framework of the dissertation for the degree of Doctor of Technical Sciences by Evgeny Evgenyevich Smirnov and is supposed to be introduced into the educational process of the departments "Artistic Modeling, Design and Technology of Leather Products", "Information Technologies" of the Russian State University A.N. Kosygin (Technology. Design. Art) in the form of teaching aids.

Keywords: neural networks; machine learning; artificial intelligence; classification; shoes

REFERENCES

1. Kostyleva V.V., Litvin E.V., Razin I.B., Smirnov E.E. Information telecommunication technologies in production and sales activities. Fundamental and applied scientific research in the field of inclusive design and technology: experience, practice and prospects / Collection of scientific papers of the International Scientific and Practical Conference (March 24–26, 2021). Part 1. — M.: RSU im. A.N. Kosygin, 2021. S. 64–69.
2. Kostyleva V.V., Litvin E.V., Razin I.B., Smirnov E.E. Information and telecommunication technologies in automated remote selection of products. Fundamental and applied research in the field of inclusive design and technology: experience, practice and prospects / Collection of scientific papers of the International Scientific and Practical Conference (March 24–26, 2021). Part 1. — M.: RSU im. A.N. Kosygin, 2021. S. 161–164.
3. Sokolovskaya I.Yu., Rakhimova A.R., Bekk M.V. On the problems of planning and forecasting children's assortment. — Technical regulation: the basic basis for the quality of materials, goods and services: international. Sat. scientific. works — Mines: GOU VPO "YURGUES", 2011 — C. 57, 58.
4. Beck M.V., Kiselev S.Yu., Tikhonova N.V. Methodology for predicting the size-fullness assortment based on anthropometric data. — Bulletin of Kazan Technological University. — Kazan, 2012, No. 18, pp. 258–261. Added.
5. Tarik R. We create a neural network (full-color edition) // Kiev: Dialectics, 2020. 272 p.
6. Vyugin V.V. Mathematical foundations of machine learning and forecasting // MCNME, 2018.
7. Domingos P. The Supreme Algorithm. How machine learning will change our world // M.: "MANN, IVANOV AND FERBER", 2016.
8. Teaching Deep Networks II. Gradient descent // URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/dl2017/DLNikolenko-MailRu-02.pdf> (date accessed: 23.09.21).
9. H. Brink, J.W. Richards, M. Fetherolf — Real-World Machine Learning // Shelter Island: Manning, 2017.
10. H. Simon Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition // M.: Williams, 2006. 1104 p.
11. S. Samarasinghe Neural Networks for Applied Sciences and Engineering. From Fundamentals to Complex Pattern Recognition // Auerbach Publications, 2007. 570 p.