



2. Шакла, Н. Машинное обучение & Tensor Flow [Текст] / Н. Шакла – СПб.: Питер, 2019. – 336 с.: ил (дата обращения 23.09.2021).
3. Микелуччи, У. Прикладное глубокое обучение. Подход к пониманию глубоких нейронных сетей на основе метода кейсов [Текст] / У. Микелуччи – СПб.: БХВ-Петербург, 2020. – 368с.: ил (дата обращения 20.08.2021).
4. Бринк, Х. Ричардс, Дж. Феверолф, М. Машинное обучение [Текст] / Х. Бринк, Дж. Ричардс, М. Феверолф – СПб.: Питер, 2017. – 336 с.: ил (дата обращения 20.10.2021).
5. Сравнительный Анализ Математических Моделей Финансовых Временных Рядов [Текст] / А.А. Садовский, О.П. Солдатова – Самара.: 2021. – 6 с.: ил (дата обращения 07.03.2022).
6. Deep Learning for Java. [Электронный ресурс] // Сайт <https://deeplearning4j.org>. URL: <https://deeplearning4j.org>. Просмотров: 02.06.2021.

Я.О. Сайгак, И.В. Лёзина

## РАСПОЗНАВАНИЕ ЛАТИНСКИХ БУКВ МНОГОСЛОЙНЫМ ПЕРСЕПТРОНОМ

(Самарский университет)

За недолгое время, прошедшее с начала XXI века, информационные технологии шагнули далеко вперед. Повсеместное распространение электронно-вычислительных машин, с одной стороны, внесло огромный вклад в решение широкого спектра задач прикладного и теоретического характера, но также породило новые, неизвестные или же ранее не рассматриваемые задачи. Одной из актуальных проблем современных информационных технологий в настоящее время остается распознавание образов, в частности графически представленных символов [1].

Таким образом, выбранная тема остается актуальной даже в контексте современных информационных систем. А при дальнейшем развитии такие технологии смогут обеспечивать более качественные и интерактивные модели интерфейсов «человек - электронно-вычислительная машина» [2].

Персептрон – простейший вид нейронной сети. В основе лежит математическая модель восприятия информации мозгом, состоящая из сенсоров, ассоциативных и реагирующих элементов.

Архитектура многослойного персептрона основывается на модели нейронной сети, предложенной Фрэнком Розенблаттом. В её состав входят три основных элемента:

- 1) Входной слой;
- 2) Скрытый слой;
- 3) Выходной слой [3].



Самой распространенной формой функции активации является сигмоидальная, задаваемая следующим выражением:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Для обучения нейронной сети были использованы алгоритмы обратного распространения ошибки (BackProp), RProp, и iRprop+.

В основе алгоритма обратного распространения ошибки лежит применение метода градиентного спуска для поиска глобального минимума целевой функции:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - d_j)^2,$$

где  $y_j$  – эталонное значение нейрона в выходном слое,  
 $d_j$  – текущее значение нейрона в выходном слое.

В отличие от стандартного алгоритма BackProp, RProp использует только знаки частных производных для подстройки весовых коэффициентов. Алгоритм использует так называемое «обучение по эпохам», когда коррекция весов происходит после предъявления сети всех примеров из обучающей выборки.

Для определения величины коррекции используется следующее правило:

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \left\{ \begin{array}{l} \eta^+ \Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} < 0 \end{array} \right\},$$

$$0 < \eta^- < 1 < \eta^+$$

Для возврата предыдущего значения весового коэффициента: другими словами, необходимо произвести «откат» используется следующая формула:

$$\Delta w_{ij}(t) = \Delta w_{ij}(t) - \Delta_{ij}^{(t-1)},$$

Рекомендованные значения для  $\eta^- = 0.5$ ,  $\eta^+ = 1.2$ , но нет никаких ограничений на использование других значений для этих параметров.

Для вычисления значения коррекции весов используется следующее правило:

$$\Delta w_{ij}(t) = \left\{ \begin{array}{l} -\Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0, \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} = 0 \end{array} \right\},$$



Для расчета весов используется следующее правило:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t),$$

Суть отличия iRProp+ от RProp – если изменился знак градиента, производить откат только в случае, если общая ошибка увеличилась с предыдущего шага [4].

Для оценки эффективности разработанной модели было решено провести следующие эксперименты:

- Исследование зависимости процента верных распознаваний от количества скрытых нейронов;
- Исследование зависимости процента верных распознаваний от значения коэффициента скорости обучения.

Все исследования производятся при прочих равных условиях, чтобы более точно оценить влияние именно выбранного для исследования параметра.

Для выявления оптимального количества нейронов в скрытом слое были проведены тестирования модели нейронной сети с различным количеством нейронов в скрытом слое для определения процента точных распознаваний.

Результаты проведенных экспериментов представлены в таблице 1.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что оптимальное количество скрытых нейронов лежит в диапазоне от 100 и более нейронов.

Коэффициент скорости обучения — это параметр градиентных алгоритмов обучения нейронных сетей, позволяющий управлять величиной коррекции весов на каждой итерации.

Были проведены обучение и тестирование модели нейронной сети с различным коэффициентом скорости обучения.

Результат экспериментов представлен в таблице 2.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что для достижения наилучшего процента распознавания коэффициент обучения должен быть 0.035.

Таблица 1 – Зависимость процента верных распознаваний от количества нейронов в скрытом слое

Количество скрытых нейронов	26	30	40	55	70	100	200
A	82.857	80	91.428	92.100	78.003	91.492	97.021
B	22.857	74.285	79	59.043	58.023	95.342	98.142
C	50.236	91.428	82.857	81.423	98.0	95.183	98.344
D	74.285	37.142	62.857	82.857	87	97.142	94.021
E	20.165	54.285	82.857	88.023	95.230	98.342	99.154
F	82.543	57.201	91.080	68.234	58.571	88.021	98.234



G	81.223	58.026	54.102	70.231	82.580	88.027	94.296
H	68.120	44.908	59.038	82.394	80.902	90.124	92.521
I	75.232	59.014	57.908	88.321	50.201	84.104	89.052
J	69.901	54.212	89.052	81.392	74.103	91.012	98.023
K	90.432	58.907	97.142	91.422	95.907	94.105	97.032
L	25.486	91.057	53.104	92.142	74.234	91.593	94.194
M	69.233	58.023	85.104	32.532	90.541	97.854	92.129
N	81.423	59.120	58.571	92.521	90.112	88.940	93.901
O	32.532	50	88.940	50.234	54.130	98.102	92.975
P	82.857	80	91.428	92.100	78.003	97	97.021
Q	22.857	74.285	93	59.043	58.023	89.153	98.142
R	34	91.428	82.857	91.060	98.0	94.142	98.344
S	74.285	37.142	62.857	82.857	80	97.123	94.021
T	50.334	54.285	82.857	88.023	95.230	98.342	92.154
U	12.142	44.908	59.038	82.394	80.902	90.124	92.521
V	25.486	91.057	53.104	94.022	74.234	91.593	94.194
W	81.223	97	54.102	92.157	82.580	88.027	94.296
X	82.834	80	91.428	92.100	78.003	97.142	97.021
Y	81.423	81.034	92.002	90.113	75.054	91.492	95.213
Z	83.093	54.285	82.857	88.023	95.230	98.342	92.154

Таблица 2 – Зависимость процента верных распознаваний от коэффициента обучения

$\eta$	0.3	0.175	0.125	0.085	0.035
A	42.344	78.344	88.571	97,142	94.285
B	23.543	57.142	71.428	65.714	97.543
C	54.562	55.234	75	97.142	97.334
D	20	83.900	67.456	29.546	91.428
E	97.142	94.285	88.571	96.456	97.845
F	21.694	52.901	65.201	88.012	94.285



G	68.093	54.285	82.857	88.023	95.230
H	57.145	54.285	82.857	88.023	95.230
I	82.857	80	91.428	92.100	78.003
J	25.486	91.057	53.104	57.143	74.234
K	82.857	80	91.428	92.100	78.003
L	59.968	90.081	88.904	97.845	90.061
M	69.901	54.212	82.867	81.392	74.103
N	62.235	59.120	87.088	96.456	90.112
O	32.532	50	88.940	50.234	54.130
P	82.857	80	91.428	92.100	78.003
Q	22	74.285	92.003	59.043	58.023
R	27.114	91.428	82.857	96.456	98.0
S	74.285	37.142	62.857	96.456	80
T	18.234	54.285	82.857	88.023	95.230
U	10.901	44.908	59.038	82.394	80.902
V	25.486	91.057	53.104	95.958	74.234
W	52.223	82.543	54.102	96.456	82.580
X	54.857	80	91.428	92.100	78.003
Y	12.590	85	94.452	90.502	81.950
Z	49.786	54.285	82.857	88.023	95.230

### Литература

1. Задача классификации [Электронный ресурс]/ – Электрон. текстовые дан., Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Классификация>, свободный
2. Искусственная нейронная сеть [Электронный ресурс]/ – Электрон. текстовые дан., Режим доступа: [http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Искусственная\\_нейронная\\_сеть](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Искусственная_нейронная_сеть), свободный;
3. Рашид, Т. Создаем нейронную сеть [Текст]/ Т. Рашид; пер. с англ. Гузикевича, А.Г., ред. Гузикевича, А.Г. – М: Диалектика, 2017 – 273 с.
4. Алгоритм RProp [Электронный ресурс] – Электрон. Текстовые дан., Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/articles/rprop>, свободный.