

Распознавание символов при помощи нейронных сетей

Седухин Д.В. , НТУУ «КПИ»
Кафедра СП, IV курс

Актуальность

Сферы применения распознавания символов:

1. Перевод печатного и рукописного текста в формат электронного документа.
 2. Выделение и распознавание нечётких или искажённых символов на фотографии (например, чтение автомобильного номера системами ГАИ).
 3. Распознавание текста в робототехнике для принятия решений.
- и.т.д.



Цель

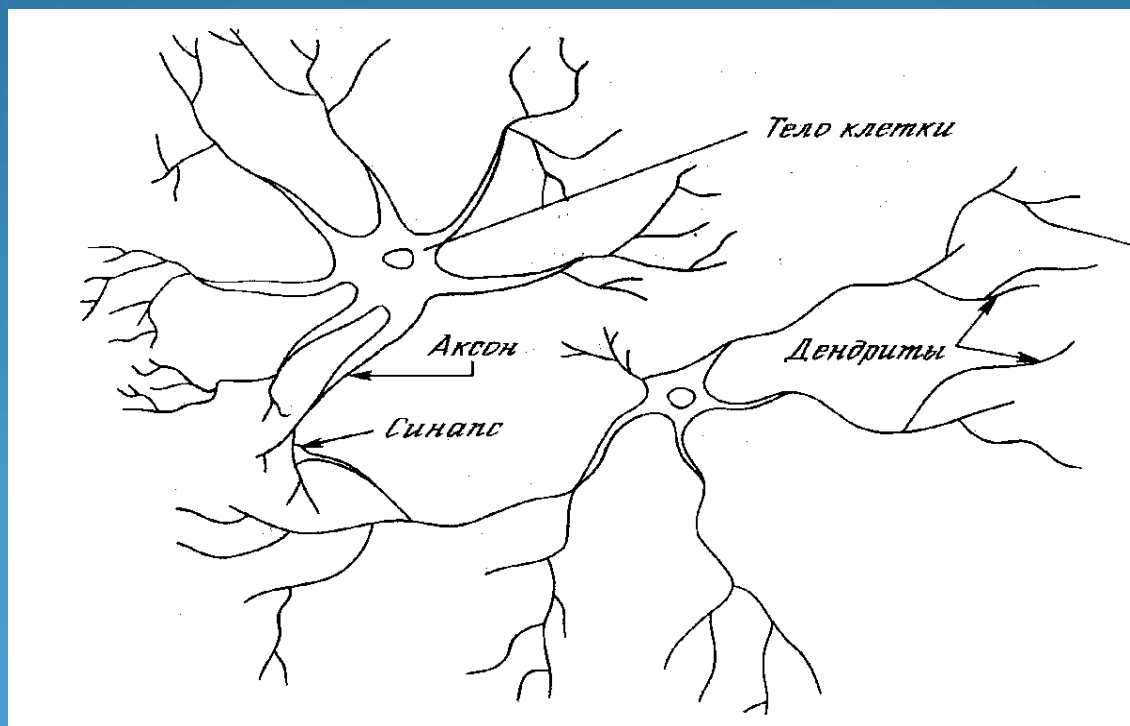
Цель работы: исследовать процесс распознавания символов при помощи нейронных сетей.

Задачи

- изучить теоретические основы искусственных нейронных сетей;
- исследовать особенности алгоритмов обучения нейронных сетей;
- исследовать влияние размера шага на скорость сходимости алгоритма обучения сети на базе адаптивного градиентного спуска с учётом момента;
- выбрать инструментарий для построения нейронной сети и создать персептрон, распознающий символы латинского алфавита.
- сравнить количество циклов и время работы различных алгоритмов обучения многослойного персептрона;
- сделать выводы о качестве распознавания символов сетью, обученной различными алгоритмами;
- описать перспективы развития нейросетевых технологий.

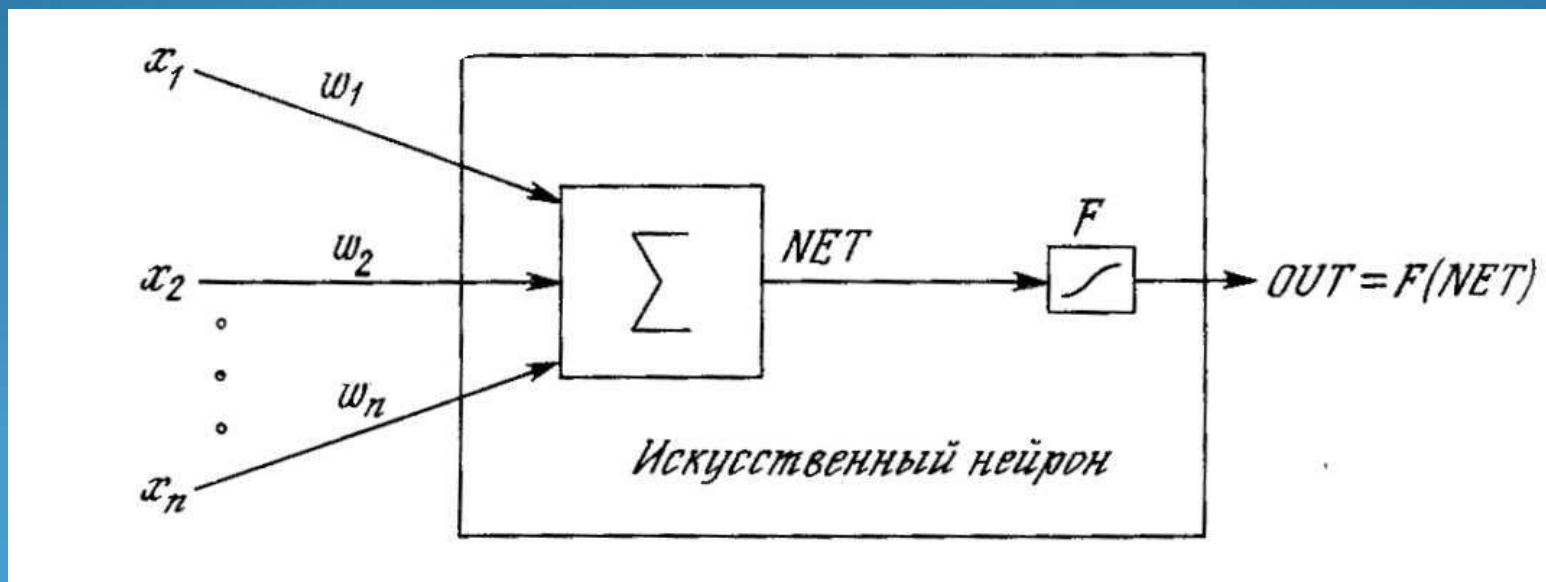
Биологические нейроны

В основе искусственных нейронных сетей лежат принципы биологических нейронов.



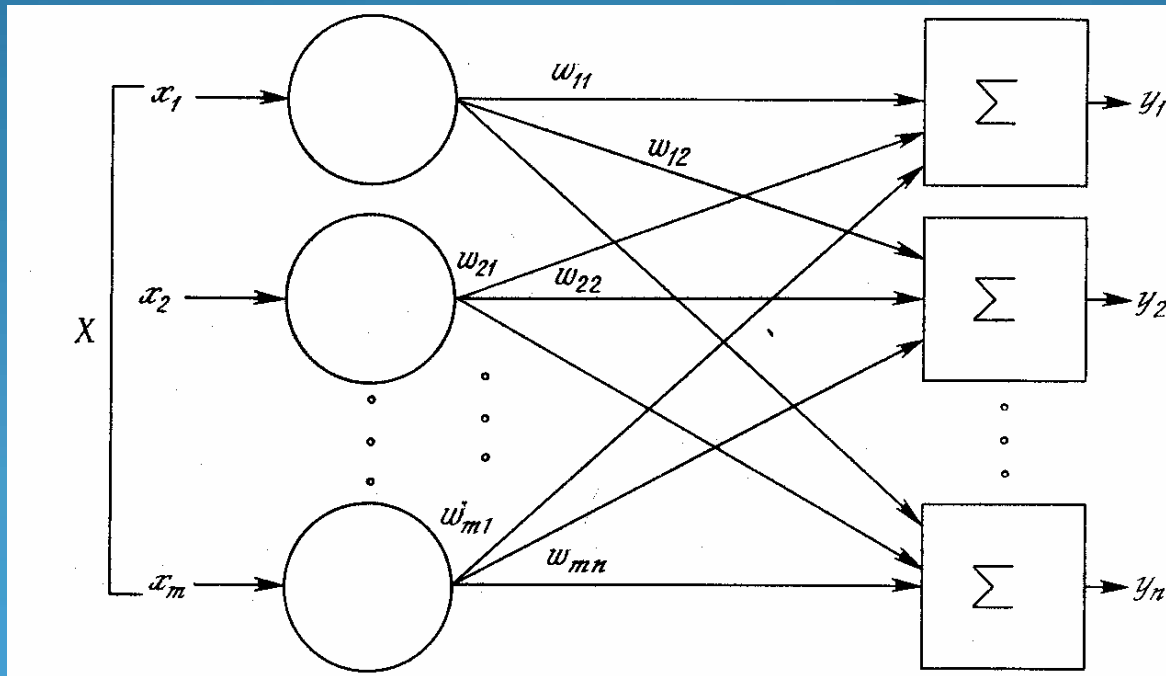
Искусственные нейроны

Искусственный нейрон представляет собой взвешенный сумматор с функцией от выхода.



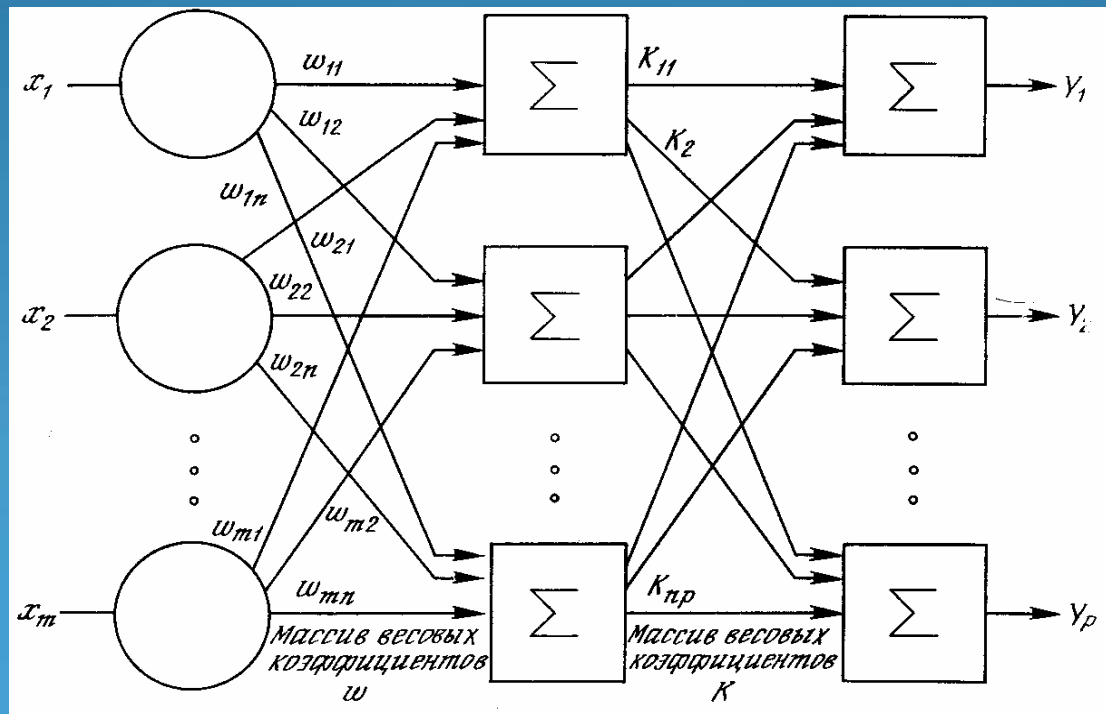
Персептрон

Одной из наиболее распространённых является сеть прямого распространения – персептрон.



Многослойный персептрон

При решении реальных практических задач для увеличения вычислительных возможностей и преодоления ограничения представляемости используются многослойные нейронные сети.

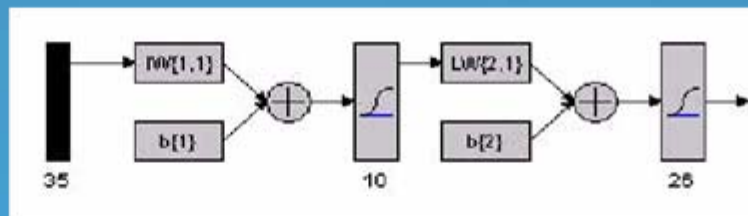
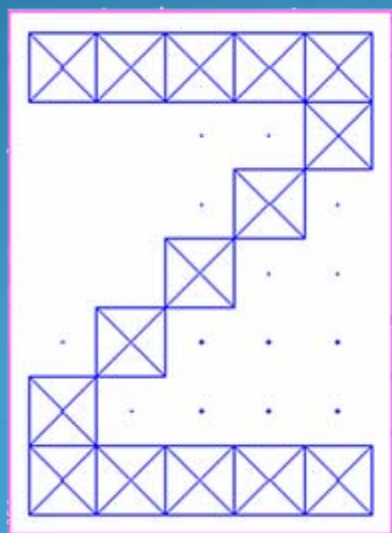


Выбор инструментария разработки и структуры сети

Средство разработки: инструментарий Neural Network Toolbox пакета MatLab.

Структура нейронной сети: двухслойный персептрон, 35 входов, 10 нейронов в скрытом слое, 26 выходов.

Процесс распознавания:



26

Обучение нейронной сети

1. Выбор очередной обучающей пары из обучающего множества, подача входного вектора на вход сети.
2. Вычисление выхода сети.
3. Вычисление разности между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).
4. Корректировка веса сети для минимизации ошибки.
5. Повторение шагов с 1 по 4 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

Обучающие алгоритмы

Для обучения сети был выбран ряд алгоритмов:

- алгоритм на основе адаптивного градиентного спуска;
- алгоритм на основе модифицированного адаптивного градиентного спуска;
- алгоритм Левенберга-Марквардта;
- алгоритм RPROP (resilient backpropagation);
- алгоритм масштабируемых сопряжённых градиентов.

Алгоритм на основе адаптивного градиентного спуска

В этом алгоритме весовой вектор \mathbf{w} сети изменяется по следующим правилам:

$$\Delta w_k = \eta_k p_k + \alpha(w_k - w_{k-1})$$

$$w_{k+1} = w_k + \Delta w_k$$

где η_k - коэффициент обучения, зависящий от направления изменения функции ошибки;

α - момент, корректирующий направление поиска в зависимости от направления на предыдущей итерации.

Недостаток алгоритма: отсутствие учёта скорости изменения функции ошибки.

Модифицированный алгоритм обучения на основе адаптивного градиентного спуска

Для ускорения сходимости метода на областях медленного изменения функции ошибки сети в алгоритм были внесены изменения:

$$\Delta w_k = \eta_k \rho_k c_k + \alpha(w_k - w_{k-1})$$
$$w_{k+1} = w_k + \Delta w_k$$

где c_k – коэффициент шага, увеличивающийся при условии:

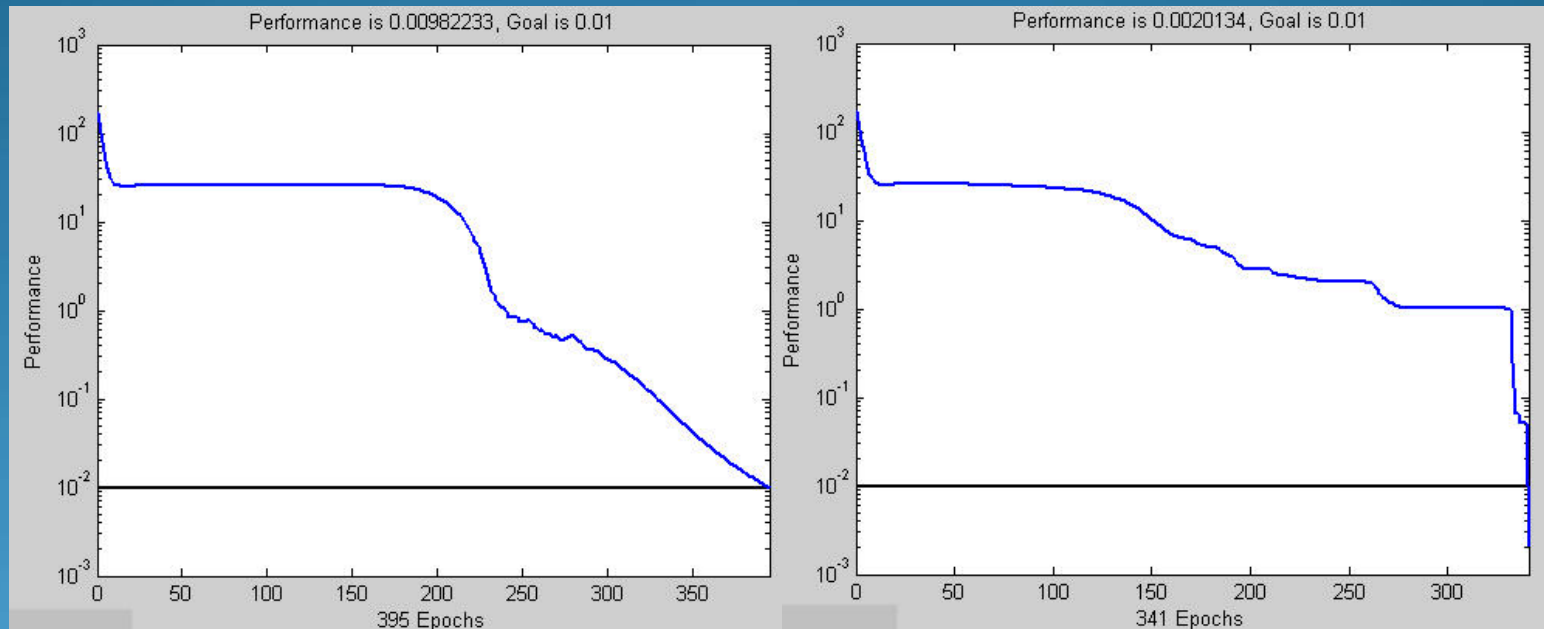
$$|E_k - E_{k-1}| < d_{\min}$$

где E_k и E_{k-1} – значения функции ошибки на k -й ($k-1$)-й итерациях алгоритма;

d_{\min} - минимально допустимое изменение функции ошибки.

Сравнение эффективности обучения стандартным и модифицированным методом

Ниже приведены графики обучения сети стандартным(а) и модифицированным(б) алгоритмом адаптивного градиентного спуска.



(а)

(б)

Видно, что время обучения сократилось за счёт уменьшения времени прохода алгоритма по области медленного изменения функции ошибки.

Сравнение эффективности алгоритмов обучения

После обучения нейронной сети различными алгоритмами было проведено сравнение эффективности их работы

Алгоритм	Время, (с)	Количество циклов
Адаптивный градиентный спуск	21,453	561
Модифицированный адаптируемый градиентный спуск	14,907	354
Масштабируемых сопряженных градиентов	5,266	92
<u>Левенберга-Марквардта</u>	5,39	9
RPROP	10,079	195

Анализ результатов распознавания

Сравнение качества распознавания зашумленных символов при её обучении различными алгоритмами дало следующие результаты

Алгоритм обучения сети	Процент верно распознанных символов с уровнем шума 0,2	Процент верно распознанных символов с уровнем шума 0,3	Общий процент верно распознанных символов
Адаптивный градиентный спуск	97	88	92,5
Модифицированный адаптивный градиентный спуск	99	86	92,5
Метод Левенберга-Марквардта	88	68	78
Метод RPROP	35	33	34
Метод масштабируемых сопряжённых градиентов	95	75	85

Выводы

- Многослойные нейронные сети способны достаточно качественно распознавать символы;
- Основным направлением модернизации нейросетевых технологий является оптимизация процесса обучения и повышение его качества;
- Несмотря на множество разработок в области искусственных нейронных сетей они содержат богатые скрытые возможности.

**Спасибо за
внимание**