Теоретический материал к лабораторной работе №3

РАСПОЗНАВАНИЕ ПЕЧАТНЫХ БУКВ

Рассмотренный в предыдущей лабораторной работе алгоритм обучения персептрона можно представить в более общей форме. Если за d обозначить требуемый выходной сигнал (от слов *desire response*, что в переводе с английского означает – желаемый отклик), то на каждой эпохе обучения можно рассчитывать разницу между требуемым ответом персептрона d и реальным значением y, вычисляемым на его выходе:

$$\varepsilon = (d - y). \tag{1}$$

Тогда:

- случай $\varepsilon = 0$ соответствует шагу 4,*а*;
- случай $\varepsilon > 0$ соответствует шагу 4,*б*;
- случай $\varepsilon < 0$ соответствует шагу 4,*в*.

Идея алгоритма обучения персептрона с помощью правил Хебба сохранится, если итерационный процесс корректировки весов вести по формулам:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \Delta w_j, \tag{2}$$

$$\Delta w_j = \varepsilon x_j, \tag{3}$$

в которых $w_j(t)$ и $w_j(t+1)$ – старое и новое значения весовых коэффициентов персептрона, j – номер входного сигнала.

Кроме того, можно получить аналогичную итерационную формулу для подстройки нейронного смещения b, если учесть, что его можно интерпретировать как вес w_0 дополнительного входа x_0, значение которого всегда равно 1 (см. теоретический материал к лабораторной работе №1):

$$w_0(t+1) = w_0(t) + \Delta w_0; \tag{4}$$

$$\Delta w_0 = \varepsilon. \tag{5}$$

В итерационные формулы полезно ввести *коэффициент скорости обучения* η, с помощью которого можно управлять величиной коррекции синаптических весов и нейронного смещения:

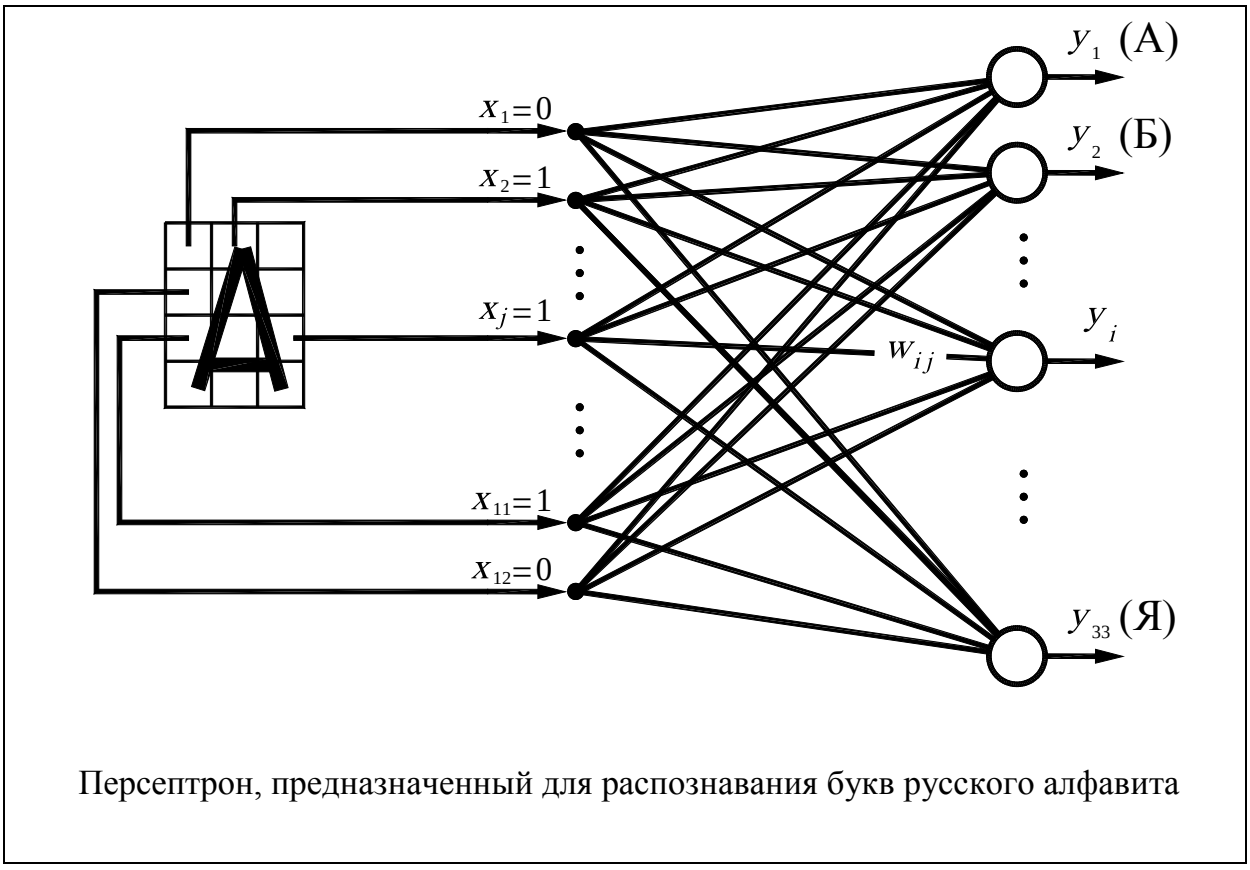
$$\Delta w_j = \eta \varepsilon x_j; \tag{6}$$

$$\Delta w_0 = \eta \varepsilon. \tag{7}$$

При слишком больших значениях коэффициента η обычно теряется устойчивость процесса обучения, тогда как при слишком малых – повышаются временные затраты. На практике коэффициент скорости обучения η обычно задают в пределах от 0,05 до 1.

Алгоритм обучения персептрона с использованием этих формул известен под названием *дельта-правила*.

Дальнейшее развитие идеи персептрона и алгоритмов обучения связано с усложнением его структуры и развитием функциональных свойств. На рисунке представлена схема персептрона, предназначенного для распознавания букв русского алфавита. В отличие от предыдущей схемы, такой персептрон имеет 33 выходных нейрона: каждой букве алфавита соответствует свой выходной нейрон. Полагается, что сигнал первого выходного нейрона y_1 должен быть равен единице, если персептрону предъявлена буква «А», и нулю для всех остальных букв. Выход второго нейрона y_2 должен быть равен единице, если персептрону предъявлена буква «Б», и нулю во всех остальных случаях. И так далее до буквы «Я».



Персептрон, предназначенный для распознавания букв русского алфавита

Алгоритм обучения данного персептрона выглядит следующим образом.

Шаг 1. Датчиком случайных чисел всем весовым коэффициентам w_{ij} и нейронным смещениям w_{i0} $(i=1,...,33,\ j=1,...,12)$ присваиваются некоторые малые случайные значения.

Шаг 2. Персептрону предъявляется какая-либо буква алфавита, системой фотоэлементов вырабатывается входной вектор x_j $(j=1,...,12)$. Сигналы дополнительных нейронных входов присваиваются единичными: $x_0=1$.

Шаг 3. Каждый нейрон выполняет взвешенное суммирование входных сигналов

$$S_i=\sum_{j=0}^{12} w_{ij}x_j$$

и вырабатывает выходной сигнал $y_i=1$, если $S_i\ge 0$; $y_i=0$, если $S_i<0$.

Шаг 4. Для каждого нейрона вычисляется его *ошибка*

$$\varepsilon_i=d_i-y_i,$$

где d_i – вектор правильных (желаемых) ответов персептрона, например, для буквы «А» d_1=1, $d_2=0$,…, $d_{33}=0$ и т.д.

Шаг 5. Производится корректировка весовых коэффициентов и нейронных смещений:

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+\Delta w_{ij};\qquad \Delta w_{ij}=\eta\varepsilon_i x_j;$$

$$w_{i0}(t+1)=w_{i0}(t)+\Delta w_{i0};\qquad \Delta w_{i0}=\eta\varepsilon_i,$$

где t – номер итерации (эпохи).

Шаг 6. Повторение *шагов 2 – 5* необходимое количество раз.

Заметим, что в этом алгоритме формулы для корректировки нейронных смещений w_{i0} можно не писать, т.к. они будут выполняться автоматически, если цикл по индексу j начинать не от единицы, а от нуля.

Как уже отмечалось ранее, первый действующий персептрон был создан в 1958-1961 гг. Он был предназначен для распознавания букв латинского алфавита. Буквы, отпечатанные на карточках, поочередно накладывали на табло фотоэлементов и осуществляли процесс обучения персептрона согласно приведенному здесь алгоритму. После выполнения достаточно большого количества итераций персептрон научился безошибочно распознавать все буквы, участвовавшие в обучении. Таким образом, была подтверждена гипотеза о том, что компьютер, построенный по образу и подобию человеческого

мозга, будет способен решать интеллектуальные задач и, в частности – решать задачу распознавания образов.

Но это было не все. Помимо того, что персептрон научился распознавать знакомые образы, т.е. те образы, которые демонстрировались ему в процессе обучения, он успешно справлялся с распознаванием образов, которые «видел» впервые. Выяснилось, что персептрон оказался способным распознавать буквы, отпечатанные с небольшими искажениями и даже другим шрифтом, если шрифт не слишком сильно отличался от используемого при обучении персептрона.

Свойство мозга узнавать образы, которые ему встретились впервые, называется свойством *обобщения.* Это свойство было унаследовано персептроном непосредственно от его прототипа – мозга. Оно было унаследовано благодаря тому, что персептрон является адекватной моделью мозга, удачно отражающей как его структурные, так и функциональные качества. Именно свойство *обобщения* впоследствии позволило применить персептрон для решения широчайшего круга практических задач, недоступных для традиционных методов. Именно благодаря этому свойству нейронные сети стали эффективнейшим инструментом научных исследований и практических приложений. Именно благодаря этому свойству нейросетевые и нейрокомпьютерные технологии заняли то лидирующее положение, которое они занимают в настоящее время.

.