

Ермеков Н.Т., к.физ.-мат.н., доцент  
 Бирликов Е.С., магистрант  
 Казахский университет технологий и бизнеса,  
 г. Астана, Казахстан

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО НЕЙРОНА В ПРОЦЕССЕ ПЛАНИРОВАНИЯ СЕТИ

*В статье рассматривается вопрос об организации и планировании сети с использованием элементов искусственного нейрона на базе современных вычислительных технологий с учетом времени и повышения гибкости работы.*

*The article deals with the organization and planning of networks using elements of artificial neuron based on modern computing technologies taking into account the time and flexibility of work.*

Цель работы с учетом биологической системы рассмотреть вопрос об организации и планирования сети с использованием элементов искусственного нейрона на базе современных вычислительных технологий.

Биологическое описание нейрона характеризуются следующим образом. Нейрон является нервной клеткой биологической системы. Он состоит из тела и отростков, соединяющих его с внешним миром [5].

Задача работы состоит в том, что, изучив биологические свойства нейрона, описать строение искусственного нейрона.

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона.

На рис.1 представлена модель, реализующая эту идею.

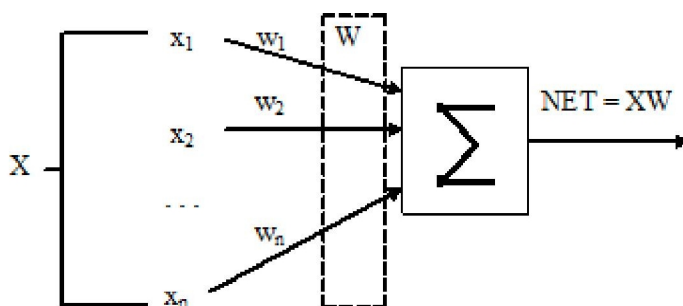


Рисунок 1. Искусственный нейрон

Как нам известно, хотя сетевые парадигмы весьма разнообразны, в основе почти всех их лежит эта конфигурация. Здесь множество входных сигналов, обозначенных  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , поступает на искусственный нейрон.

Эти входные сигналы, в совокупности обозначаемые вектором  $X$ , соответствуют

сигналам, приходящим в синапсы биологического нейрона. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , и поступает на суммирующий блок, обозначенный  $\Sigma$ . Каждый вес соответствует "силе" одной биологической синаптической связи. Множество весов в совокупности обозначается вектором  $W$ . Суммиру-



ющий блок, соответствующий телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход, который мы будем называть *NET*. В векторных обозначениях это может быть компактно записано следующим образом:

$$NET = X * W.$$

Сигнал *NET* далее, как правило, преобразуется активационной функцией *F* и дает выходной нейронный сигнал *OUT*. Активационная функция может быть обычной линейной функцией

$$OUT = K * (NET),$$

где *K* - постоянная, пороговой функцией

$$OUT = \begin{cases} 1, & \text{если } NET > T, \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

где *T* - некоторая постоянная пороговая величина, или же является функцией, более точно моделирующей нелинейную передаточную характеристику биологического нейрона и представляющей нейронной сети большие возможности [1], [2].

Если функция *F* сужает диапазон изменения величины *NET* так, что при любых значениях *NET* значения *OUT* принадлежат некоторому конечному интервалу, то *F* называется "сжимающей" функцией. В качестве "сжимающей" функции часто используется логистическая или "сигмоидальная" (S-образная) функция. Эта функция математически выражается как

$$F(x) = 1 / (1 + e^{-x}).$$

Таким образом,

$$OUT = 1 / (1 + e^{-NET}).$$

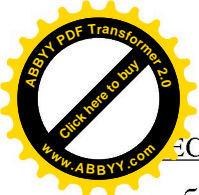
По аналогии с электронными системами активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. Ко-

эффициент усиления вычисляется как отношение приращения величины *OUT* к вызвавшему его небольшому приращению величины *NET*. Он выражается наклоном кривой при определенном уровне возбуждения и изменяется от малых значений при больших отрицательных возбуждениях (кривая почти горизонтальна) до максимального значения при нулевом возбуждении и снова уменьшается, когда возбуждение становится большим положительным [2], [3].

Сеть обучается, чтобы для некоторого множества входов давать желаемое (или, по крайней мере, сообразное с ним) множество выходов. Каждое такое входное (или выходное) множество рассматривается как вектор. Обучение осуществляется путем последовательного предъявления входных векторов с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой. В процессе обучения веса сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор вырабатывал выходной вектор.

Различают алгоритмы построения искусственных нейронов сети, обучения с учителем и без учителя. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Обычно сеть обучается на некотором числе таких обучающих пар. Предъявляется выходной вектор, вычисляется выход сети и сравнивается с соответствующим целевым вектором, разность (ошибка) с помощью обратной связи подается в сеть, и веса изменяются в соответствии с алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня [5].

Результаты исследования, об организации и планирование сети с использованием элементы искусственного нейрона на базе современных вычислительных технологий с учетом времени и повышения



гибкости работы можно обрабатывать на языках программирования *C++ Builder 2010, Delphi* и *MatLAB*.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. - Горячая Линия – Телеком, 2010. - 496 с.
2. Беркинблит М.Б. Нейронные сети. - Московский институт развития образовательных систем (МИРОС), 1993.

3. Шапиро Д.И. Виртуальная реальность и проблемы нейрокомпьютинга. - Издательство: РФК-ИмиджЛаб, 2008.

4. Бэстенс Д., ван дер Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки. - ТВП, Москва Формат, 1997.

5.  
<http://www.aboutforex.biz/neiro1.html#ixzz2rt2iV6A1>.

