

## МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ МЕТОДОМ ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ

Попова Ю.Б., Яцынович С.В.

БНТУ, г. Минск, Беларусь, [julia\\_popova@mail.ru](mailto:julia_popova@mail.ru)

БНТУ, г. Минск, Беларусь, [hawkrain@yandex.ru](mailto:hawkrain@yandex.ru)

В настоящее время искусственные нейронные сети (ИНС) входят в практику повсюду, где необходимо решать задачи прогнозирования, классификации или управления. Идея ИНС пришла в технику после исследования центральной нервной системы и нейронов. В модели нейронной сети простые узлы (их называют нейронами либо нейродами (*neurodes*), либо обрабатывающими элементами, либо юнитами) связаны друг с другом и образуют сеть узлов [1-2].

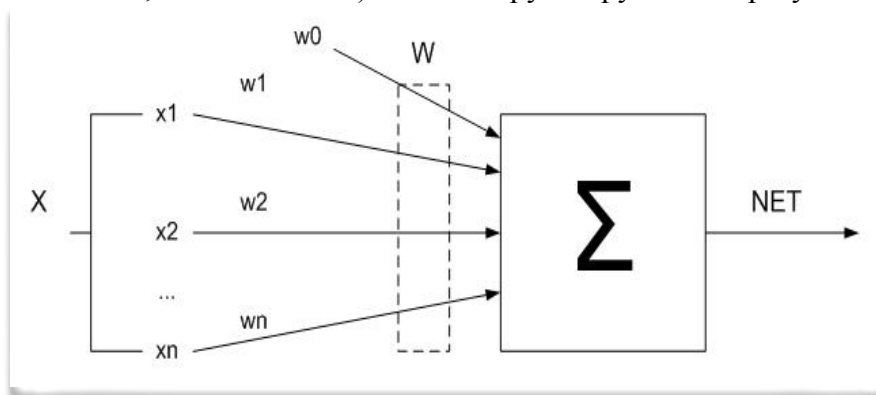


Рисунок 1 — Графическое изображение искусственного нейрона [3]

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. На рисунке 1 представлена графическая

модель, демонстрирующая эту идею.

Суммирующий блок алгебраически объединяет взвешенные входы, создавая выход *NET*:

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0,$$

где  $w_i$  — вес  $i$ -го нейрона;  $x_i$  — выход  $i$ -го нейрона;  $n$  — количество нейронов, которые входят в обрабатываемый нейрон;  $w_0$  — биас или нейрон смещения.

Существует достаточно большое количество методов обучения искусственных нейронных сетей. Для конструирования процесса обучения, прежде всего, необходимо иметь модель внешней среды, в которой функционирует нейронная сеть, т.е. знать доступную для сети информацию. Эта модель определяет парадигму обучения. Существует три парадигмы обучения: с учителем, без учителя (самообучение) и смешанная [3]. Обучение с учителем основано на том, что имеются знания об окружающей среде, представленные в виде готовых пар вход–выход, где выход представляет собой желаемый результат, к которому должна стремиться обучаемая сеть. Разность между желаемым сигналом и текущим откликом нейронной сети называют сигналом ошибки. При таком обучении возникает замкнутая система с обратной связью, которая не включает в себя окружающую среду. Будем использовать обучение с учителем и метод обратного распространения ошибки, как наиболее популярный для многослойных ИНС (рисунок 2), включающий в себя три фазы [3]:

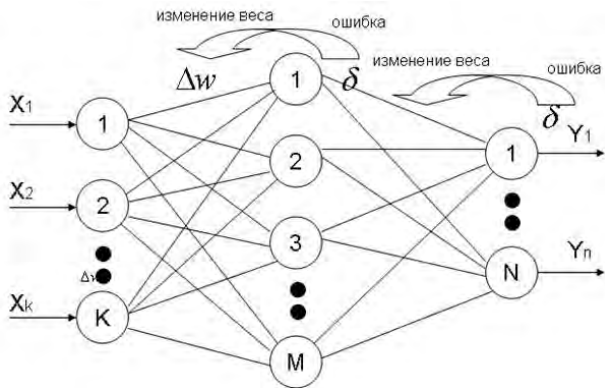


Рисунок 2 — Метод обратного распространения ошибки

Перед началом обучения веса у сети проставляются случайным образом. На вход функция обучения принимает определенные наборы данных (входы-выходы), которые являются обучающей выборкой. На первоначальном этапе идет настройка системы, определение количества итераций обучения и значений ошибки. Если превысить или уменьшить эти показатели, можно переобучить или недоучить систему. Поэтому обучение, как правило, проводится несколько раз с корректировкой этих параметров.

На следующем этапе происходит проход сети с использованием входных данных для обучения. Результатом прохода являются выходные данные, на основе которых будет происходить дальнейшая корректировка весов.

Затем начинается проход ИНС в обратном направлении и расчет ошибки, на основе которой происходит корректировка весов. Алгоритм работает до тех пор, пока не будет достигнут приемлемый уровень ошибки либо не закончены все итерации.

- 1) проведение через сеть обучающего примера (фаза прямого распространения);
- 2) вычисление значения ошибки между полученным выходом сети и ожидаемым, на основе которого затем вычисляются значения ошибок для каждого предыдущего слоя вплоть до входного (фаза обратного распространения ошибки);
- 3) одновременная корректировка всех весов, основываясь на их текущем значении, значении ошибки, соответствующей рассматриваемому нейрону и активационному значению нейрона.

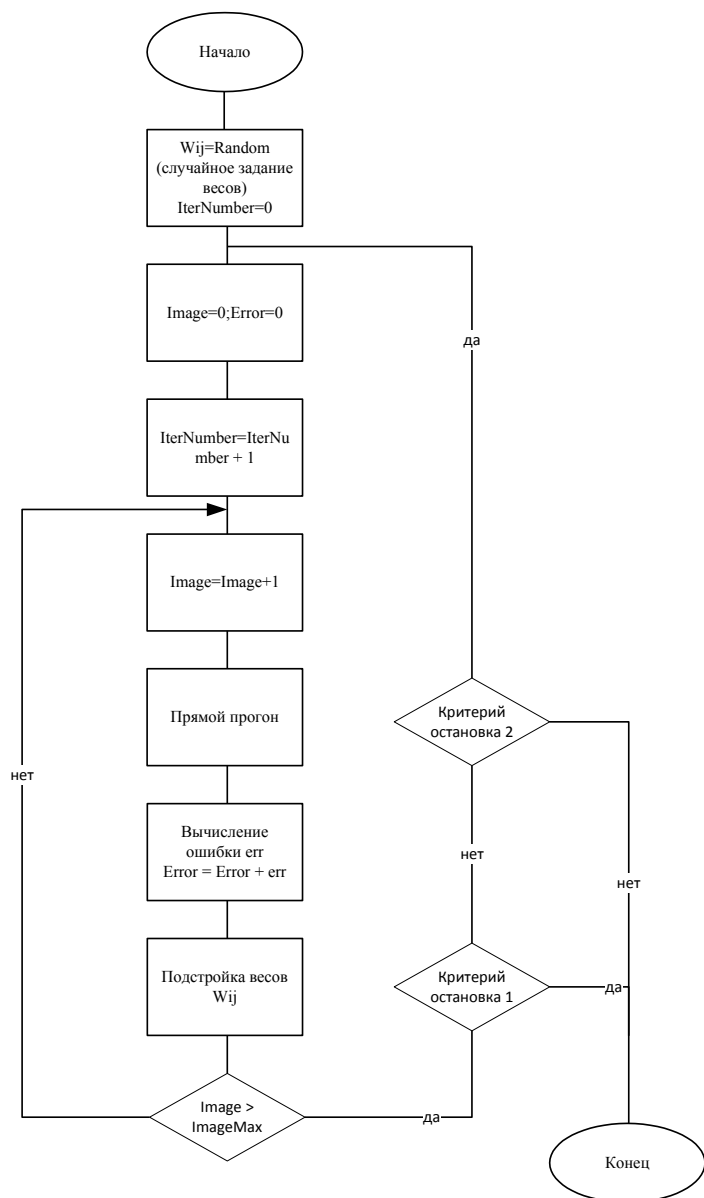


Рисунок 3 — Алгоритм обучения искусственной нейронной сети

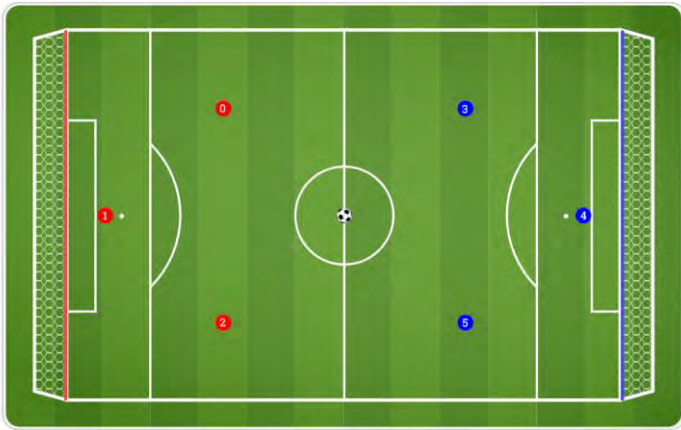


Рисунок 4 — Стартовая позиция игроков

В рамках данной работы рассмотрим моделирование и обучение искусственной нейронной сети на примере управления футболистами для компьютерной игры. Размер игрового поля составляет 1200\*600 пикселей.

Управляемые ИНС футболисты изображены красным цветом, их соперники – синим. Стартовая позиция игроков представлена на рисунке 4. Для упрощения правил игры принимается, что футбольные ворота занимают всю левую и правую сторону (отмечены красной и синей линией на рисунке 4). Игроки равно-

значны по функциональным обязанностям и не разделяются априори на вратарей, нападающих и защитников, но должны выполнять эти роли в зависимости от ситуации. Игра длится 2 минуты и делится на две половины. После первой половины игры команды меняются воротами. Игровое время делится на тики по 20 мс. В течение каждого тика только один игрок команды может изменять свою скорость и направление.

Таким образом, смоделированная и обученная нейронная сеть на каждом тике должна управлять действиями одного из трех футболистов в зависимости от местоположения относительно мяча и членов команды, например:

- изменять направление движения футболиста;
- перемещать игрока по дуге, максимально близко огибая мяч, но так, чтобы не забить его в свои ворота, если футболист находится за мячом относительно своих ворот;
- направлять игрока ближе к воротам для получения паса или для перехвата, если члены той же команды находятся ближе к мячу;
- осуществлять роль вратаря, если он находится ближе всех к своим воротам и максимально удаленно от мяча. При приближении мяча игрок, управляемый ИНС, должен выбить мяч или пойти за ним.

Обучение ИНС проводилось несколько раз с изменениями как входного количества нейронов, так и количества итераций и ошибки обучения. Первоначальный вариант нейронной сети представлял собой сеть с 13 входами и 6 нейронами скрытого слоя. Однако из-за переизбытка информации обучить такую сеть не оказалось возможным. В итоге разработанная ИНС получила 6 входов (направление к мячу, расстояние до мяча, расстояние и направление до первого и второго игроков команды), 3 нейрона на скрытом слое и 2 выхода (новые координаты, куда необходимо переместить игрока). Обучающая выборка состояла из более, чем 1000 наборов входов и выходов, максимально отражая все возможные ситуации, предусмотренные правилами, приведенными выше.

Программная реализация искусственной нейронной сети была выполнена на языке JavaScript с использованием библиотеки Node.js, которая взяла на себя роль сервера для управления процессом игры. Также использовались некоторые функции библиотеки Underscore.js для работы с массивами данных.

В процессе тестирования разработанной искусственной нейронной сети было запущено 20 игр с соперником на основе следования на мяч. Результаты показали, что в 80% случаев ИНС принимала правильное решение, согласно правил, описанных выше. Некоторые результаты работы ИНС для действий игрока 1 приведены в таблице 1.

Таблица 1. Пример перемещения игрока, управляемого ИНС

№	Положение игрока 1 (управляется ИНС), ( $x_1, y_1$ )	Положение игрока 2, ( $x_2, y_2$ )	Положение игрока 3, ( $x_3, y_3$ )	Положение мяча ( $x, y$ )	Новые координаты игрока 1, ( $x_1', y_1'$ )
1	(200,200)	(200,500)	(450,200)	(400,400)	(400,400)
2	(300,300)	(350,450)	(620,270)	(400,400)	(520,330)
3	(450,250)	(100,400)	(550,450)	(300,300)	(210,280)
4	(300,150)	(70,230)	(330,400)	(100,170)	(270, 130)
5	(920,370)	(920, 100)	(620, 240)	(1100, 270)	(1100,270)
6	(220,600)	(100, 250)	(250,350)	(100, 550)	(0,550)
7	(510,470)	(550,550)	(750,330)	(620,500)	(400,400)
8	(950,600)	(1000,350)	(470,350)	(1100, 550)	(1100, 550)
9	(700,250)	(170,60)	(310, 550)	(420,100)	(315,100)
10	(810,140)	(470,60)	(980,260)	(880,30)	(810,20)

В 60% случаев искусственная нейронная сеть не выдавала оптимальные траектории движения для обхода мяча по окружности, если мяч оказывался за спинами игроков. Имеется предположение, что такой результат связан с небольшим количеством обучающих данных на основе описанной ситуации. В 20% случаев ИНС забивала себе по причине того, что все игроки были ориентированы на мяч и иногда находились на уровне с ним либо за ним.

При апробации программного продукта также были запущены игры, в которых:

1. Нейронная сеть играла со стандартным ботом, который просто бежал на мяч. Нейронная сеть одержала победу с большим отрывом.

2. Нейронная сеть играла против алгоритма предсказания и смогла победить. Однако такая победа в большей степени связана с неумением противника, чем с преимуществом разработанной ИНС.

3. На поле было две команды под управлением искусственных нейронных сетей. Поскольку обучение ИНС не учитывало расположение противника, то обе команды показали себя одинаково, ориентируясь только на игроков своей команды и на мяч.

Разработанная искусственная нейронная сеть позволила управлять действиями футболистов в компьютерной игре без написания большого количества алгоритмов и описания действий при различном состоянии окружающего мира. Также использование нейронной сети позволило снизить использование процессорного времени, что является крайне важным в задачах, где требуется быстрое принятие решений, ведь сложные вычисления и алгоритмы предсказания не всегда могут вложиться в 20 мс, что чревато пропусками ходов и неверной работе алгоритмов.

Следует также добавить, что смоделированная искусственная нейронная сеть и реализованный алгоритм ее обучения могут применяться для решения других задач, для этого необходимы только новые данные окружающего мира.

#### Список использованных источников

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
2. Ф. Уоссермен. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир – 1992. 184 с.
3. Попова Ю.Б., Яцынович С.В. Обучение искусственных нейронных сетей методом обратного распространения ошибки [Электронный ресурс]. URL: <http://www.bntu.by/news/67-conference-mido/4860-2016-11-18-15-47-40.html> (дата обращения: 17.05.2017).