

## МЕТОДИЧЕСКИЕ РАЗРАБОТКИ И РЕКОМЕНДАЦИИ

**В разделе публикуются методики и рекомендации, имеющие как общеметодологический, так и узкопредметный характер. Материалы этого раздела призваны помочь в практической организации учебного исследования самому широкому кругу воспитателей: профессиональным педагогам школ и учреждений дополнительного образования и родителям.**

### Аспекты преподавания искусственных нейронных сетей для общего развития интеллекта ребёнка

**Семёнов Е.В.,**

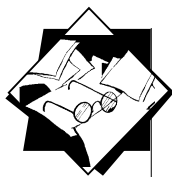
учитель информатики МБОУ Академический лицей, г. Томск

В настоящий момент направление науки, отвечающее за исследование в области искусственных нейронных сетей, переживает переломный момент становления его как отдельной научной дисциплины. Ещё с середины XX века, когда только начинали появляться первые модели искусственных нейронов, знания в этом направлении накапливались, как снежный ком. И вот, когда теоретического понимания для всевозможных моделей уже достаточно, а практическое применение искусственных нейронных сетей дошло до ограничивающих его рамок, необходимо совершить рывок, который позволил бы сдвинуть исследования в этом направлении с мёртвой точки. Безусловно, в сравнении с биологическим нейроном его первая компьютерная модель, представленная в 1948 году Мак-Каллоком и Питтсом [1], была достаточно упрощённой. Но тем не менее она успешно использовалась для решения различного рода задач, таких как классификация, распознавание, аппроксимация и т.д. Возможно, что человечество выжало из используемой модели всё, на что она способна, и та простота, которая когда-то позволила воплотить желания фантастов в реальность, попросту не может поспеть за темпами развития на-

учно-технического прогресса. В таком случае необходимо вернуться в самое начало и взглянуть на биологический нейрон с нового ракурса.

В мировом сообществе наблюдается острая нехватка специалистов в области искусственного интеллекта и искусственных нейронных сетей в частности. Результатом этому послужило введение теоретических курсов по основам моделирования биологических нейронов не только в высших учебных заведениях, но также и в образовательных учреждениях, для детей старших классов, обучающихся по физико-математическому профилю.

Согласно статистике, большинство учащихся 8–9 классов уже определяют свою будущую профессию и с тем, чем бы они хотели заниматься в дальнейшем. По опросам, порядка 64% учеников ставят перед собой цель — быть материально обеспеченным. В свою очередь основополагающим фактором выбора специальности является интерес к ней, а не высокая заработная плата [2]. Главная задача учителя — увлечь ребёнка. Как только у ребёнка появится достаточный интерес к изучаемому материалу, он автоматически включается в процесс обучения и начинает максимально концентрироваться на материале своё



внимание, в результате не только меньше отвлекается, но и сосредотачивается на развитии себя в данном направлении. При проявлении интереса у ребёнка появляется стимул к самообразованию. Современные дети тесно связаны с миром информационных технологий. При желании ребёнок способен выйти в интернет самостоятельно, более детально разобраться в материале пройденного урока. Не стоит взваливать на учеников массивный теоретический материал, достаточно сфокусироваться на основных нюансах. То, без чего дальнейшая работа не представляется возможным. В частности, при изучении искусственных нейронных сетей достаточно показать обучающимся, что из себя представляет нейрон, как отдельные нейроны могут взаимодействовать между собой. Исходя из своих предпочтений, каждый ребёнок выберет себе топологию сети, с которой будет работать, и интересующий класс задач, из решаемых его сетью.

Известный швейцарский психолог и философ Жан Вильям Фриц Пиаже оставил после себя более 500 научных трудов, посвящённых развитию интеллекта. Он приводил четыре основные стадии развития интеллекта у ребёнка [3]:

- а) центрации ребёнка на своём собственном теле (7–9 месяцев);
- б) объективации схем практического интеллекта во внешнем пространстве (9–24 месяца);
- в) дооперационального интеллекта (2–8 лет);
- г) конкретных операций (8–14 лет);

Остановимся подробнее на последней стадии.

8–10 лет — простые операции: классификация, сериация, установление взаимно-однозначного соответствия.

9–12 лет — система операций: система координат, проективные понятия. Период пропозициональных или формальных операций.

11–13 лет — появляются формальные операционные схемы, которые обеспечивают организацию оперирования над конкретными группировками. Открывается возможность теоретических построений, относительно свободных по отношению к реальному миру.

12–14 лет — становление формальных операций: гипотетико-дедуктивная логика и комбинаторика.

13–14 лет — достижение формальных операций: структура «решётки» и группа четырёх трансформаций (INRC).

Группировки из операций и схем формируются в трёх основных сферах в области:

- операций с дискретными элементами — логические операции;
- операций с непрерывными величинами — инфралогиические операции;
- отношений целей и средств, что приводит к мышлению о ценностях.

Согласно мнению Ж. Пиаже, нет смысла ускорять смену стадий развития, наоборот, стоит предоставить ребёнку столько учебного материала, сколько ему необходимо, чтобы развить все области своего интеллекта. Скорость смены стадий развития интеллекта у ребёнка должна зависеть только лишь от биологических законов созревания его нервной системы, и никак не от каких-либо других, внешних искусственных воздействий. В таком случае готовить юных специалистов по искусственным нейронным сетям следует уже на последней стадии, когда основополагающее большинство детей уже точно определилось в том, какое направление им интересно. Ведь когда интеллект ребёнка уже полностью сформирован, он может лишь объять все полученные по нейронным сетям знания, но вряд ли сможет расширить границы их применения.

### **Предлагается следующее разделение материала для изучения искусственных нейронных сетей**

#### ***Биологический нейрон***

Искусственный нейрон представляет собой математическую модель биологического нейрона. Прежде чем начать знакомство с самой моделью, следует в достаточной степени изучить объект моделирования, т.е. биологический нейрон. Основными составляющими нейрона являются: тело клетки (сома); отростки клетки, по которым поступают сигналы от соседних нейронов (дендриты); хвостик, по которому клетка передаёт команды другим клеткам (аксон); ответвления аксона, цепляющиеся за дендриты близлежащих нейронов (синапсы).

Импульсы, генерируемые соседними нейронами, поступают в клетку через синапсы, соединяющие аксоны соседних нейронов с дендритами клетки. После того как клетка возбуждается в достаточной степени, она сама способна сгенерировать импульс и передать его дальше по сети. Стоит учесть тот факт, что импульсы, поступающие в клетку от других нейронов, не детерминированы во времени. Клетка

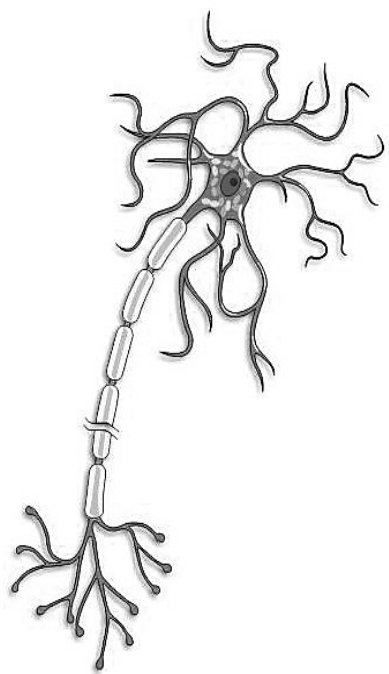


Рис. 1. Биологическая модель нейрона

не ждёт, пока сигналы других нейронов поступят на всех дендриты, а принимает их по мере поступления. Пока на один дендрит поступит импульс, другой мог передать уже и десять и даже сто импульсов. Важно понимать, что описанная ниже математическая модель не использует это свойство нейронов, в ней нейрон принимает сигнал одновременно от всех соседних нейронов.

**Математическая модель нейрона.  
Формальный нейрон**

Каждому входу искусственного нейрона в соответствие ставится некоторое число  $W_i$ , именуемое весом синаптической связи или просто весом, где физический смысл синапса — это его электропроводимость. Массив значений синаптических связей всех нейронов сети называется массивом весовых коэффициентов (весов) и обычно обозначается буквой  $W$  [4].

Математический нейрон (рис. 2) характеризуется своим состоянием, которое определяется скалярным произведением вектора входных значений на вектор соответствующих им весовых коэффициентов  $NET = \sum_i x_i w_i$ . Входные значения нейрона  $x_i$  — это прежде всего значения на выходах нейронов, предшествующих данному нейрону в сети и соединённых с ним. И лишь в частном случае, когда нейрон расположен в начале сети это значения входного вектора данных. После того как состояние нейрона определено, он готов

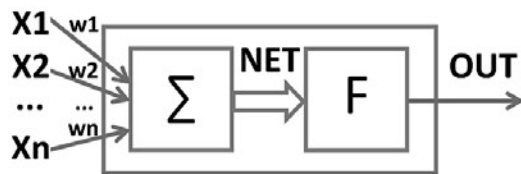


Рис. 2. Математическая модель нейрона

послать сигнал дальше, но в зависимости от типа нейронной сети на выходе нейрона должны получаться данные определённого характера. Поэтому выход нейрона  $OUT$  определяется значением некоторой функции активации (так называемой передаточной функции) от состояния нейрона  $F(NET)$  [4].

**Функция активации нейрона**

Вид передаточной функции (табл. 1) выбирается из условия задачи, решаемой искусственной нейронной сетью. Если значения на выходе сети должны быть дискретными, то это один класс функций, если непрерывными, другой. Если функция должна быть гладкой, что бывает важно при обучении нейронной сети, то класс подходящих для использования функций сужается ещё больше. Также можно совмещать разные виды функции внутри одной сети, если это необходимо.

**Взаимодействие нейронов.**

**Нейронная сеть**

После исследования работы одного нейрона можно приступить к реализации полноценной искусственной нейронной сети. Хорошим примером для начинающих работать с искусственными нейронными сетями будет выбор сети типа однослойный персептрон (рис. 3). Топология

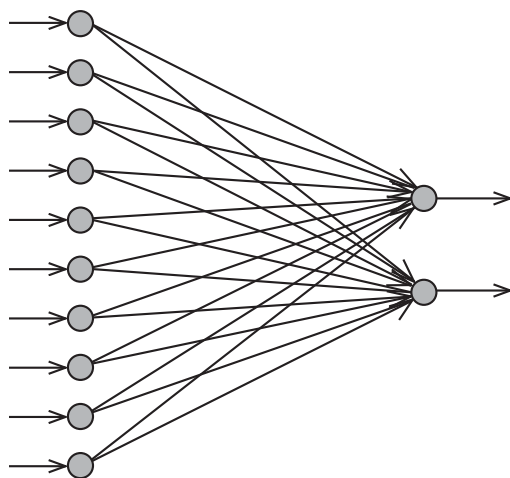
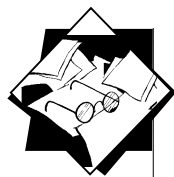


Рис. 3. Однослойный персептрон



Основные виды передаточных функций

Название	Формула	График
Пороговая	$f(u) = \begin{cases} 0, & u < 0 \\ 1, & u \geq 0 \end{cases}$	
Знаковая	$f(u) = \begin{cases} -1, & u \leq 0 \\ 1, & u > 0 \end{cases}$	
Сигмоидная	$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$	
Линейная	$f(u) = u$	
Радиальная базисная (гауссова)	$f(u) = e^{-u^2}$	
Линейная с насыщением	$f(u) = \begin{cases} 0, & u \leq 0 \\ u, & -1 < u < 1 \\ 1, & u \geq 1 \end{cases}$	
Гиперболический тангенс	$f(u) = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}}$	

такой сети характерна тем, что использует один слой искусственных нейронов. Все нейроны расположены в один ряд, входным значением для каждого нейрона является входной вектор  $x$ , а его выходное значение — вектор, полученный на выходе сети. Входной вектор можно условно обозначить за нулевой слой, но, как правило, слой сети должен состоять только из нейронов, поэтому вектор входных данных лишь условно обозначают наравне со слоями искусственных нейронов.

Следующим этапом изучения искусственных нейронных сетей может быть знакомство с многослойным персептро-

ном. Подобные персептронной сети называются сетями прямого распространения, в них строго определены вход и выход. Также широко распространены рекуррентные сети, в которых значения некоторых (или даже всех) выходных нейронов одновременно являются и входными для сети.

Выбор топологии сети является важным этапом решения задачи, она напрямую зависит от условия самой задачи. Какие-то сети отлично справляются с задачами классификации, другие — с задачами распознавания, третьи неплохо позволяют аппроксимировать функции и т.д.

### Обучение нейронной сети

Недостаточно просто соединить между собой нейроны в сеть, чтобы они вдруг научились решать необходимую задачу. Главная особенность искусственных нейронных сетей в том, что они способны изменять себя в зависимости от внешних факторов и тем самым адаптироваться под разные задачи. Это изменение отражается в изменении весовых коэффициентов сети, таким образом происходит так называемое обучение сети. Существуют два основных типа обучения искусственных нейронных сетей: обучение с учителем и обучение без учителя. Первый подход характерен тем, что помимо вектора входных данных ( $x$ ) нам известен вектор ( $d$ ), который должен получиться на выходе сети ( $y$ ). В таком случае величина ошибки работы сети определяется следующей формулой:  $e = d - y$ . Если взять за пример однослойный перцептрон, то формула для изменения весов будет следующей:  $w_i = w_i + a \times e \times x_i$  (правило обратного распространения ошибки). Второй подход обусловлен наличием только вектора входных данных, в свою очередь сеть сама определяет классификацию выходных значений. Обучение без учителя является нетривиальной задачей, потому не стоит заострять на нём много внимания, достаточно познакомить учащихся с таким понятием.

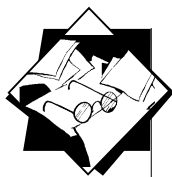
Для каждой искусственной нейронной сети существуют свои правила по её обучению. Но для изучения принципа работы и обучения сетей достаточно будет остановиться лишь на сетях прямого распространения и на правиле обратного распространения ошибки.

### Использование нейронных сетей на практике

Теория искусственных нейронных сетей включает в себя множество различных предметных областей, в свою очередь и практическое их применение возможно на разных уроках.

На уроке математики можно преподнести изучение искусственных нейронных сетей в игровой форме. Первый урок лучше посвятить введению в искусственные нейронные сети, чтобы учащиеся имели представление о структуре сети и процессе обучения. Второй урок необходимо организовать в форме игры, пусть дети образуют между собой нейронную сеть и попробуют научить её определять, каких компонент в бинарном векторе

больше, нулей или единиц. Эта задача хорошо подстраивается как под чётное количество детей в классе, так и под нечётное, однако при количестве детей меньше пяти игра получится не столь увлекательной. Выберите одного-двух человек (в идеале двух), которые будут работать у доски, остальных рассадите на две группы, в ряд либо полукругом, в зависимости от размера помещения. Ученики у доски будут выполнять роль нейронов, а сидящие за партой — роль синапсов. Перед началом обучения учитель задаёт каждому сидящему за партой случайное число в диапазоне от  $-1$  до  $1$  (весовой коэффициент), а работающим у доски — вид передаточной функции, после чего рассказывает правила игры. Сидящим за партой показывается двоичный вектор, длина которого зависит от количества учащихся в каждой из двух групп. Их задача — умножить соответствующую им компоненту вектора на свой весовой коэффициент, после чего сложить результаты, полученные каждым в группе, и сообщить полученный ответ стоящему по их сторону ученику у доски. Если у доски работает один человек, то он принимает ответы от обеих команд и производит работу с каждым ответом отдельно. Работа у доски заключается в нахождении выходного двумерного вектора и вычислении вектора ошибки. Чтобы определить выходное значение, учащийся должен подействовать предложенной ему функцией на значение, посчитанное его группой. После учитель сообщает, какой ответ должен был получиться (если в векторе преобладают нули, выходной вектор имеет вид  $(0, 0)$ , если единицы  $(1, 1)$ , если количество нулей и единиц совпадает  $(0, 1)$ ), а ученики у доски рассчитывают вектор ошибки. Следующим шагом будет корректировка каждым ребёнком, сидящим за партой, своего весового коэффициента. Здесь учителю заранее нужно написать необходимую для обучения формулу в самом верху доски и предварительно самому попробовать пройти через всё обучение, чтобы быть уверенным в достижении успешного результата. Предлагается использовать сигмоидную функцию и следующее правило обучения:  $w_{ij} = w_{ij} + 7,5 \times e_j \times x_i$  ( $j$  — номер группы,  $i$  — положение в группе). Расчёты по предложенным данным показали, что достаточно 7–8 итераций для успешного обучения сети. В результате обучения работающие у доски смогут безошибочно



определить, какие компоненты в векторе преобладают, предварительно сам вектор, даже не видя. При помощи такого подхода обучающиеся с большим увлечением закрепят полученный на прошлом уроке материал.

При изучении искусственных нейронных сетей на информатике следует также разделить уроки на теоретический и практический. На практическом занятии можно предложить детям заняться моделированием биологических нейронных сетей в электронных таблицах (Excel). Так как под рукой у учащихся будет компьютер, можно предложить им задание посложнее, где вся вычислительная нагрузка ляжет на плечи машины. Задания здесь могут быть самые разнообразные, можно в одном из столбцов разместить изменения курса валюты с каким-либо интервалом времени, а в соседнем производить расчёт по предсказанию курса в следующий момент времени. Тут нужно учесть, что лучше всего сеть будет работать по следующему алгоритму: изначально задаём весовым коэффициентам случайные значения и стараемся предсказать величину курса в четвёртый промежуток времени, используя три предыдущих значения; сравниваем полученное значение с эталонным, корректируем вес и рассчитываем прогноз следующего (пятого) значения, основываясь на предыдущих трёх; и т.д. Такой подход проще всего реализовать, чем использовать сначала только первое значение, на следующем шаге первые два значения, и так, пока не будем использовать все имеющиеся данные для прогноза значения в ещё не наступивший момент времени. Функцию изменения курса изначально можно задать вручную, например  $\cos^2(Ax) \times e^{B \sin(Cx)} + D$ , в качестве значений можно взять  $A = 1$ ;  $B = -1$ ;  $C = -1$ ;  $D = 30$  и предложить детям научиться искусственную нейронную сеть найти заданные коэффициенты. Можно переформулировать задание и предложить детям побыть в роли синоптиков, попробовать предсказать погоду на завтра. В таком случае учителю необходимо заранее подготовить данные о погоде за предыдущие дни (например, среднесуточная температура). Сама задача аппроксимации функции отлично подходит для работы в электронных таблицах, здесь не только можно воспользоваться сложными формулами, но и сразу же построить график и сравнить результат работы с точным решением.

Также полезно будет показать работу искусственных нейронных сетей на занятии по робототехнике, предварительно также разделить уроки на изложение теории и практическую реализацию. На практике можно предложить учащимся реализовать робота, который будет учиться объезжать препятствия, достаточно использовать два тактильных сенсора на лицевой стороне робота и пару моторов. Заранее нужно определиться, как будут представляться входные и выходные данные для искусственной нейронной сети. Предлагается на вход подавать двумерный вектор состояния тактильных датчиков, первая компонента вектора — состояние левого датчика, вторая — состояние правого. Состояния можно определять как 0, если преграды нет, и 1, если преграда имеется. На выходе сети необходимо получить вектор из двух компонент, значения которых будут либо 1, либо -1. Первая компонента будет отражать направление вращения левого мотора, вторая — правого. Если значение равняется 1 — мотор крутится вперёд, если -1 — назад. В результате дети смогут понаблюдать за процессом обучения реального робота и поэкспериментировать с различными входными — выходными данными. Можно не только задавать направление движения мотора, используя знаковую функцию, но и задавать скорость их вращения, используя гиперболический тангенс.

Изучать искусственные нейронные сети можно и на других уроках, но на приведенных выше сети показывают наиболее интересные стороны работы с ними. Лучшим вариантом изучения сетей будет их практическое использование на всех трёх уроках, в представленной последовательности. Однако и каждый урок в отдельности заложит необходимую ребёнку для самообучения базу и позволит его интеллектуальным способностям подняться на новый уровень.

### **Влияние предложенного материала на мышление**

После изучения вышеизложенного материала обучающийся не только приобретёт знания в области искусственных нейронных сетей, а к тому же сформирует некоторое субъективное мнение о том, как устроен мозг человека. Ребёнок сможет глубже раскрыть для себя процесс обучения, разобраться с тем, как организована работа памяти, и реализовать полученные знания в повседневной жизни.

Всю жизнь человек стремится разобраться в окружающем его мире, чтобы облегчить своё существование. В области, изучающей работу головного мозга человека, пока больше теорий и гипотез, чем установленных фактов, но, несмотря на это, имеющихся знаний оказалось достаточно для создания большого множества методических подходов к обучению. Пока интеллект ребёнка ещё полностью не сформирован, необходимо заложить в него основу знания о процессе обучения. В свою очередь мозг устроен таким образом, чтобы лучше закреплять те навыки и знания, которые более эффективны. Следовательно, с приобретённым умением ребёнок сможет лучше восполнить необходимые для себя знания в процессе формирования своего интеллекта. В результате чего он легче бу-

дет справляться с задачами и препятствиями в жизни и сможет достичь больших высот. ■

### Литература

1. Маккалок Дж., Питтс У. Логические исчисления идей, относящихся к нервной деятельности // Автоматы. — М.: ИЛ, 1956 г.

2. Рощина Я.М., Другов М.А. Выбор профессии: по любви или по расчёту? // Препринт WP3/2002/04 — М.: ГУ ВШЭ, 2002 г. — С. 10–13.

3. Маланов С.В. Методологические и теоретические основы психологии // М.: Изд-во Московского психолого-социального института; Воронеж: Изд-во НПО «МОДЭК», 2005 г. — С. 260–261.

4. Семёнов Е.В. Применение теории искусственных нейронных сетей к задачам классификации и распознавания // Бакалаврская работа. — Томск: ТГУ, 2014 г. — С. 3–5.