

дополнительной литературы учащимся, что, в свою очередь, способствует лучшему усвоению ими учебного материала.

Пример разработанной нами электронной библиотеки можно увидеть в учреждении образования «Республиканский институт профессионального образования», филиал «Индустриально-педагогический колледж», посетив сайт учреждения. Целевая аудитория сайта – учащиеся, обладающие знаниями в IT-технологиях, которые не хотят тратить время на хождение в библиотеку. Сайт представляет собой инструмент, предоставляющий учащимся информацию об имеющихся учебных ресурсах с последующей возможностью скачивания. После перехода по ссылке с сайта колледжа в электронную библиотеку, пользователь попадает на главную страницу сайта, где ему необходимо авторизоваться, если требуется просмотр и скачивание литературных источников. Фрагмент главной страницы представлен на рисунке 1.

Далее пользователь может посетить любой раздел Web-сайта. Например, при наведении на раздел «Категории» предоставляется возможность выбрать необходимое отделение, а затем выбрать специальность (рисунком 2). После этого появится список книг, соответствующий выбранным критериям.

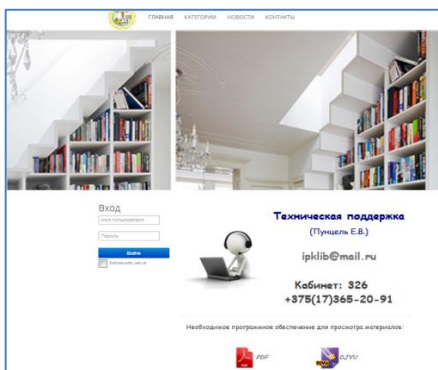


Рисунок 1 – Фрагмент главной страницы электронной библиотеки колледжа



Рисунок 2 – Поиск книги для конкретной специальности нужного отделения

Авторизация на сайте необходима для того, чтобы различать педагогов и учащихся данного учреждения образования, а также с целью получения литературы сотрудниками или учащимися колледжа (без внешних пользователей).

## ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

*Институт информационных технологий БГУИР,  
, г. Минск, Республика Беларусь*

*Росляков А.П., Цацура К.М.*

*Ламчановская М. В. – доцент каф. ФМД, канд. физ.-мат. наук, доцент*

Нейронные сети – одно из направлений исследований в области искусственного интеллекта. В докладе рассматриваются принципы работы нейронных сетей и сфера их применения.

Искусственный интеллект – способность приспосабливаться к новым ситуациям, способность к обучению и запоминанию на основе опыта, пониманию, применению и использованию полученных знаний для управления окружающей средой. «Интеллект – способность системы создавать в ходе самообучения алгоритмы для решения задач определённого класса сложности и решать эти задачи». Возможности компьютера в плане скорости вычислений оказались намного больше человеческих, и учёные задались вопросом: каковы границы возможностей вычислительной техники и смогут ли машины достигнуть уровня развития человека? В 1950 году английский учёный Алан Тьюринг, написал статью «Может ли машина мыслить?», в которой описывает процесс, с помощью которого можно будет зафиксировать момент, когда вычислительная машина сравняется в плане интеллекта с человеческим. Испытание назвали в честь автора, тест Тьюринга.

В работе Oxford Martin School 2013 года говорилось о том, что 47% всех рабочих мест может быть автоматизировано в течение следующих 20 лет. Основным драйвером этого процесса является применение искусственного интеллекта(ИИ), как более эффективной замены человеку.

Идея нейронных сетей (НС) появились в ходе исследований в области ИИ, а именно как результат попыток повторить способность биологических нервных систем учиться и исправлять ошибки. У нейрона сложная структура, которая состоит дендритов – устройства ввода информации, ядра – основы и аксона – разветвляющийся выходы. Клетки аксоны соединяются с дендритами иных клеток при помощи синапсов. При возбуждении нейрон посылает электрохимический импульс по своему аксону. Импульсы через синапсы достигают остальных нейронов, они в свою очередь могут возбуждаться. Нейрон возбуждается, когда общий уровень импульсов, пришедших в его ядро из дендритов, превышает определенный уровень (порог возбудимости).

Модели НС могут быть как программной, так и аппаратной реализации (рисунок 1). В дальнейшем рассмотрим первый тип. Исключая значительные различия, отдельные типы НС имеют несколько схожие характеристики.

Из рисунка 1 (а) видно, что искусственный нейрон, полностью повторяет живой, он состоит из синапсов, которые связывают входы нейрона с ядром, и самого ядра нейрона, которое выполняет сбор и обработку поступающих импульсов и аксона, который объединяет нейрон с нейронами соседнего слоя. Одна из характеристик синапса – вес, который показывает в какой мере соответствующий вход нейрона имеет влияние на его состояние. Помимо этого, синапс обладает такой характеристикой как синаптическая связь или ее вес, которая по физическому значению равносильна электрической проводимости.



Рисунок 1 – Искусственный нейрон(а), трехнейронный перцептрон (б)

Одной из общих характеристик присущим всем НС, параллельный принцип обработки сигналов. Достигается путем объединения огромного числа нейронов в слои, а также, соединения определенным образом нейронов разных слоев, и нейронов одного слоя между собой. Взаимодействие и обработка всех нейронов происходит послойно.

В качестве примера простейшей НС рассмотрим трехнейронный перцептрон (рис 1, б). На  $n$  входов поступают определённые импульсы, проходящие по синапсам на три нейрона, формирующие единственный слой этой НС и выдающие три выходных импульса. Теоретически количество слоев и число нейронов в каждом слое может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера или специализированной микросхемы, на которых обычно реализуется НС. Чем сложнее структура НС, тем масштабнее задачи, она способна решить. Выбор структуры НС осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. В ситуации когда задача не может быть приведена ни к одному из известных типов, разработчику необходимо решать сложную проблему синтеза нового набора конфигураций. При этом он обязательно руководствуется несколькими основополагающими принципами: возможности сети возрастают с увеличением числа ячеек сети, плотности связей между ними и числом выделенных слоев; введение обратных связей наряду с увеличением возможностей сети поднимает вопрос о динамической устойчивости сети; сложность алгоритмов функционирования сети также способствует усилению мощи НС. Вопрос о необходимых и достаточных свойствах сети для решения того или иного рода задач представляет собой целое направление нейрокомпьютерной науки. Так как проблема синтеза НС сильно зависит от решаемой задачи.

Очевидно, что процесс функционирования НС, то есть сущность действий, которые она способна выполнять, зависит от величин синаптических связей, поэтому, задавшись определенной структурой НС, отвечающей какой-либо задаче, разработчик сети должен найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов. Этот этап называется обучением НС, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать поставленные перед ней проблемы во время эксплуатации. На этапе обучения кроме параметра качества подбора весов важную роль играет время обучения. Как правило, эти два параметра связаны обратной зависимостью и их приходится выбирать на основе компромисса. Если кратко, то: в простейшей модели машинного обучения необходимую информацию предоставляет сама среда. Обучаемый получает информацию, которую фиксирует и модернизирует в своей базе данных, знания из которой функциональный элемент использует для решения некоторой задачи.

Для моделей, которые созданы на основах человеческого мозга, характерна не слишком большая выразительность, легкое распараллеливание алгоритмов, и связанная с этим высокая производительность параллельно реализованных НС. Такие сети в каком-то смысле копирует человеческий мозг, ведь НС могут работать даже при условии неполной информации. НС на поставленные вопросы способны дать ответ не только "да" или "нет" но и "не знаю точно, но скорее всего да".

Одной из успешных сфер применения НС – задачи распознавания образов, например, сильно зашумленных. Вот некоторые важные примеры задач, в которых были успешно решены нейросетевые методы: распознавание состояния больного, прогнозирование на фондовом рынке, предоставление кредита, системы слежения за состоянием оборудования, управление работой двигателя, военная промышленность, нейросети в искусственном интеллекте. Область применения ИИ: доказательство теорем, игры, распознавание образов, принятие решений, адаптивное программирование, сочинение машинной музыки, обработка данных на естественном языке.

Однако все ли так хорошо в перспективе развития ИИ и НС? Сложно думать о том, чистый как слеза младенец созданный ИИ однажды смогут превратиться в монстров футуристической антиутопии. Илон Маск, Стив Возняк и ещё много других специалистов в области компьютерных наук и ИИ подписали открытое письмо, в котором призвали не использовать ИИ в военных компаниях (например, дроны, которые сами летают и уничтожают цели). Сейчас у людей нет конкретного понимания, как будет работать ИИ, каким образом он будет принимать решения и развиваться. Именно это является камнем преткновения и поэтому умнейшие люди планеты опасаются: что ИИ в какой-то момент станет умнее и хитрее своих создателей, и начнет изменять сам

себя непредсказуемым образом. А об этом люди смогут узнать, только когда станет слишком поздно. Пока, никто не знает, будут ли изменения ИИ и их попытки внедрения в жизнь людей положительными для самих людей или нас ждет неопределенный конец, хотя некоторые возлагают большие надежды.

В заключении отметим, развитие ИИ со временем приобретает все большую популярность, ведь он имеет некоторую привилегию, однако выдающимся умам еще не довелось создать полностью совершенного интеллекта. Ответ на вопрос, какое будущее принесет нам ИИ и нейронные сети, остается открытым, по сей день.

Список использованных источников:

1. Тьюринг, А. М. Вычислительные машины и разум/А. М. Тьюринг //Глаз разума /Д. Хофштадтер, Д. Деннетт. – Самара: Бахрах-М, 2003. – С. 47–59.
2. Компьютер учится и рассуждает (ч. 1) // Компьютер обретает разум = Artificial Intelligence Computer Images / под ред. В. Л. Стефанюка. – Москва: Мир, 1990. – 240 с.
3. Девятков, В.В. Системы искусственного интеллекта / В.В. Девятков. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2001. – 352 с.
4. AIportal [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/neural-networks.html>. Дата доступа 15.03.2018.

## ДЕКОДИРОВАНИЕ ОРТОГОНАЛЬНОГО НЕЛИНЕЙНОГО КОДА

*Институт информационных технологий БГУИР,  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Хадкевич О.В.*

*Митюхин А. И. – доцент каф. ФМД*

В работе рассматривается задача декодирования нелинейного помехоустойчивого ортогонального кода, обеспечивающего коррекцию ошибок и защиту информации в основном информационном канале и в канале с подслушиванием.

Одно из применений нелинейных ортогональных помехоустойчивых  $[N, M, d]$ -кодов длиной  $N$  и кодовым расстоянием  $d$  заключается в коррекции ошибок – обнаружении и исправлении  $t$  ошибок в канале с аддитивным гауссовским шумом  $n(i)$  [1]. Другое применение – это обеспечение определенного уровня защиты информации от несанкционированного доступа. Свойство нелинейности кода позволяет иметь значительно больший ансамбль  $M$  кодовых слов над полем Галуа  $\{F\}$  в сравнении с линейными кодами, что важно для защиты информации. Рассматривается подход решения задачи декодирования помехоустойчивого кода для системы, в которой предусмотрена защита информации и коррекция ошибок. Предполагается, что преднамеренные генерируемые ошибки в принятом сигнале в канале подслушивания должны мешать правильному декодированию перехватываемой информации.

Пусть слова кода  $X = X^1, X^2, \dots, X^s, \dots, X^M$ ,  $X^s = (x(1), \dots, x(N))$  передаются по основному каналу с шумом  $n(i)$ . Структура кодовых слов  $\{X\}$  априори известна на приемной стороне. На выходе канала формируется аддитивный процесс

$$y^s(i) = x^s(i) + n^s(i), i = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

который можно представить в виде вектора наблюдения  $Y^s = (y(1), \dots, y(N))$ . Экспериментально вычисляя вероятности  $P(Y^s)$  на множестве  $\{Y\}$ , имея априорные значения вероятностей  $\{P(X)\}$  кодовых слов (входа канала) и зная свойства канала – переходные вероятности  $P(Y|X^s)$ , можно найти вероятность  $P(X^s|Y)$  – вероятность получения слова  $X^s$  кода  $X$  на приемной стороне (выходе канала). В соответствии с теоремой Байеса вероятность получения слова входа основного канала, при условии, что на выходе канала уже получен вектор  $Y$ , определяется как

$$P(X^s|Y) = \frac{P(Y|X^s)P(X^s)}{P(Y^s)}. \quad (2)$$

Так как вероятности  $P(X^s)$  и  $P(Y^s)$  известны, отношение  $\frac{P(X^s)}{P(Y^s)}$  равно постоянной величине  $K = \frac{P(X^s)}{P(Y^s)}$ . Выражение (2) примет вид  $P(X^s|Y) = K P(Y|X^s)$ . Из последней записи следует, что процедура декодирования по основному каналу заключается в нахождении такого значения номера  $s$  кодового слова, при котором значение апостериорной вероятности  $P(X^s|Y)$  достигает максимума. Таким образом, декодирование требует вычисления  $\max P(Y|X^s)$  – вероятности получения  $Y$  при условии, что было передано кодовое слово  $X^s$ . Если  $Y = X^s$ , достигается  $\max P(Y|X^s)$  и обеспечивается прием с нулевой вероятностью ошибок. Поскольку из (1)  $y^s(i) - x^s(i) = n^s(i)$ , функцию  $P(Y|X^s)$  отобразим как