

МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
(ФГБОУ ВО «ВГУ»)

Факультет компьютерных наук  
Кафедра технологий обработки и защиты информации

Курсовая работа  
Методы и алгоритмы машинного обучения для решения задач  
распознавания языка жестов

09.03.02 Информационные системы и технологии

Зав. кафедрой \_\_\_\_\_ *д.т.н., профессор, А.А. Сирота*

Обучающийся \_\_\_\_\_ *А.А. Евсеева, 3 курс, д/о*

Руководитель \_\_\_\_\_ *доц., Е.Ю. Митрофанова*

Воронеж 2022

## Введение

Коммуникация - важнейший инструмент человеческого существования. Это фундаментальный и эффективный способ обмена мыслями, чувствами и мнениями. Мы общаемся с помощью речи, жестов, языка тела, чтения, письма или с помощью визуальных средств, причем речь является одним из наиболее часто используемых среди них. Однако, для людей с нарушением речи и слабослышащего меньшинства существует коммуникационный разрыв. Для общения с ними используются наглядные пособия или переводчик. Эти методы довольно громоздки и сложны и не могут быть использованы в экстренных случаях.

Язык жестов в основном использует ручную коммуникацию для передачи смысла. Это включает в себя одновременное сочетание формы рук, ориентации и движения рук, рук или тела, чтобы выразить мысли говорящего. Более того, универсального языка жестов не существует и мало кто им владеет, что делает его не лучшей альтернативой речевому общению.

Система распознавания языка жестов, которая классифицирует орфографию пальцев, может решить эту проблему. В этой работе будут рассмотрены и проанализированы различные алгоритмы машинного обучения, решающие данную задачу.

## Содержание

Введение.....	2
Особенности языка жестов .....	4
Лингвистика жестового языка .....	4
Отличительные черты строения жестового языка .....	6
Национальные жестовые языки.....	9
Основные подходы и алгоритмы машинного обучения .....	10
Типовые задачи машинного обучения.....	11

## **Особенности языка жестов и его использования**

Язык жестов – это самостоятельный язык, который состоит из жестикуляционных манер, производящихся руками. Жесты сопровождаются мимикой, различными движениями рта, губ и формами, созданными положениями частей тела. Жестовая речь осуществляется с помощью визуального канала передачи информации и обладает следующими свойствами:

- В жестовом языке главное место занимает пространство вокруг разговаривающего человека, положение тела и его отдельных частей. При общении оно затрагивает все уровни языка.
- Язык глухих показывается и воспринимается одновременно, в отличие от звучащих слов, достигающих ушей последовательно. Это помогает передать больше информации, используя один жест.

Применение жестовой речи с каждым годом расширяется, делая из примитивной системы общения, пригодную область для выражения разнообразных мыслей и идей.

Эти языки в основном используются в культуре глухих и слабослышащих с целью коммуникации. Использование жестовых языков людьми без нарушения слуха вторично, однако довольно распространено: часто возникает потребность в общении с людьми с нарушениями слуха, являющимися пользователями жестового языка. Кроме того, использование жестов взамен голосового общения может быть предпочтительно во многих ситуациях, где передавать информацию голосом или невозможно, или представляет определённые трудности. Отсутствие возможности использования звукового языка человек инстинктивно начинает использовать жесты.

## **Лингвистика жестового языка**

Слова жестов состоят из простых компонентов – хирем, которые не несут смысловой нагрузки.

Хирема – аналог фонемы в жестовых языках и графем букв, минимальный структурный элемент жестовой речи. Хиремы, аналогично фонемам, разделяются на классы в зависимости от их локализации (аналог места артикуляции), участвующих рук и их частей, позиции пальцев, характера движения и так далее.

Существует 5 элементов, описывающих структуру и различие жестов между собой:



## 1. Локализация

Локализация жеста – это расположение жеста по отношению к телу говорящего. Локализация жеста включает два основных признака – место и сеттинг. Место исполнения – это несколько крупных областей в пределах жестового пространства: голова, лицо, шея, грудь, талия, нейтральное жестовое пространство (жест выполняется без контакта руки с телом) и пассивная рука. Сеттинг находится внутри этой большой области. Например, место – лицо, сеттинг – правый глаз.

## 2. Конфигурация рук

Означает форму руки, которая выполняет жест.

### 3. Движение руки

Учитывается движение руки в пространстве и движение кисти или пальцев при неизменном положении руки, движение рук в пространстве относительно корпуса тела говорящего или друг друга.

### 4. Ориентация

Разные ориентации представляют собой положения ладони в пространстве. Ладонь правой или левой руки может быть развернута вверх, вниз, вправо, влево, вверх вправо, вверх влево и в других направлениях.

### 5. Немануальный компонент

Немануальный компонент включает четыре артикулятора: корпус тела, голову, плечи и мимику лица. Для многих жестов часто двигаются одновременно голова и корпус, изменяются мимика лица и маусинг. Под маусингом понимают движения губ говорящего на звучащем языке. Однако у говорящего на жестовом языке движения губ и языка не связаны со звучащим языком.

## **Отличительные черты строения жестового языка**

- Конкретность

В то время как для слова характерно обобщение, для жеста — конкретность. Отсутствие в жесте широкого обобщения, ограниченного изображением признака предмета и характера действия, видно из того, что например, нет единого жеста для передачи таких слов, как большой (большой дом, большая собака, большой заработок, большой человек) и идти, обозначающего движение, перемещение, отправление, наступление (человек идет, солдаты идут, весна идет, поезд идет, лед идет, письмо идет, деньги идут). Слова такого рода показываются разными жестами, конкретно и точно

передающими признак, движение и т.п. В отличие от слова, называющего предмет (номинативная функция), жест изображает.

- Образность

Если элементы слова (звуки и буквы) не зависят от материальной характеристики предмета, то движение руки передает признак предмета или действия - поэтому жесты всегда образны. Например, при показе жеста дом кисти рук как бы рисуют крышу, книга - раскрывают страницы, любить - прикладывают к сердцу, дружить - складываются в рукопожатие. Благодаря образности жесты легче запомнить и усвоить. Она делает жесты понятнее для общения глухих людей между собой.

- Синкретизм

Речевые жесты обладают свойством синкретизма — слитности в передаче понятий, обозначаемых различными словами, но относящихся к общей категории явлений, действий, предметов. Например, понятие огонь, костер или театр, спектакль, представлять поначалу не дифференцируются, так же как не расчленяются действующее лицо, орудие и процесс действия (столяр, рубанок, строгать), действие и его результат, продукт действия (рисовать, картина; доить, молоко) и т.п. Для различения подобных, близких или синонимичных понятий вводится обозначение дополнительных признаков (картина = рисовать + рама), а слово при этом артикулируется.

- Аморфность

Речевой жест содержит понятие, но не выражает форму числа, рода, падежа, а также наклонения, времени и вида. Аграмматичность мимики наиболее отчетливо проявляется в жесто-мимической речи неслышащих, не владеющих языком слов. В этой первичной знаковой системе из весьма ограниченного количества жестов образуются их простые сочетания путем агглютинации ("склеивания") в известном порядке:

действующее лицо, предмет - действие (Я - работать),

действие - отрицание (хотеть - нет),

предмет - качество,

состояние (ребенок - больной, тяжело) и т.д.

В такой "натуральной мимике" словесное сообщение: "Я сегодня не была на работе, потому что тяжело заболел ребенок" будет выражено следующим набором жестов: "Я - работать - сегодня - быть - нет - почему - ребенок - больной - тяжело". Определенным образом, введением дополнительных жестов, передаются категории времени, числа, например: "Скоро я получу отпуск = Я - отпуск - скоро - получить - буду" или "У меня есть друзья = Я - есть - друг - много".

- Грамматическая пространственность

Главное отличие структуры жестового языка от звукового в том, что его структура позволяет передавать параллельно несколько потоков информации (синхронная структура языка). Так, например, содержание "объект огромных размеров движется по мосту" может быть передано с помощью одного-единственного жеста, в то время как звуковые языки функционируют секвентильно (то есть информация передаётся последовательно, одно сообщение за другим).

- Нелинейность

Язык глухих людей обладает нелинейностью. Грамматическая информация, как правило, передается одновременно с лексической; жест в процессе исполнения подвергается той или иной модуляции (рука движется равномерно, прерывисто или ускоренно, в вертикальной или горизонтальной плоскости, меняет направление, один и тот же жест выполняется двумя руками и т.п.).

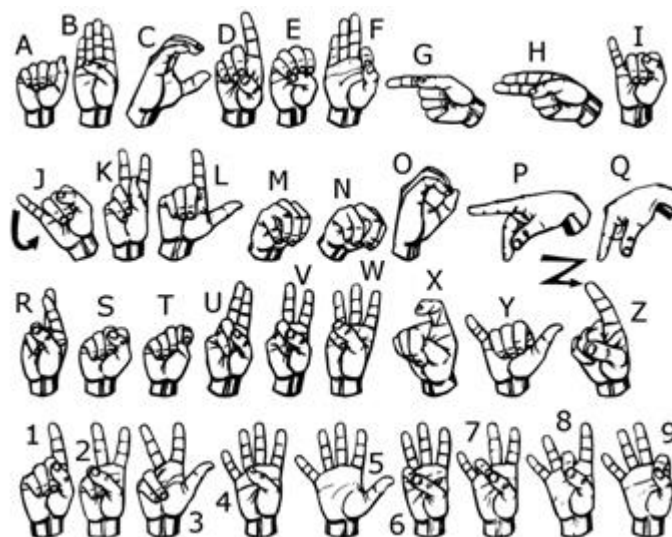


## **Национальные жестовые языки**

В настоящее время в каждой стране имеется своя форма жестового языка, а иногда и несколько разных форм. Самым распространенным языком является американский жестовый язык ASL, им пользуются более полумиллиона человек. Следом по распространенности идут испанский и итальянский жестовые языки. Жестовый язык Великобритании отличается от американского жестового языка.

Многие языки имеют диалекты, вплоть до того, что каждая компактная группа глухих людей и даже каждая семья общаются на своей разновидности языка. Несмотря на национальные и диалектные отличия, знаковые языки для глухих все же имеют общие черты, и глухие люди из разных стран гораздо быстрее начинают понимать друг друга, чем слышащие люди. В 1975 году Всемирная федерация глухих для официальных церемоний приняла международный словарь для глухих, который включает в себя 1500 наиболее легко понимаемых знаков, взятых из различных национальных систем.

Кроме жестовой речи у глухих существует еще и дактильная. Дактильная речь - это особая кинетическая система. Движения рук (жесты) в данном случае обозначают не сами явления окружающего мира (как в искусстве, у индейцев и т. д.), а буквы алфавитов национальных языков. Используя набор дактильных знаков, говорящий следует грамматике словесного языка (русского, английского и т. д.). На рисунке представлена американская дактильная азбука.



## Особенности, связанные с задачей распознавания жестовых языков

- Распознавания отдельных жестов осуществляется на основе выявления пяти его компонент — конфигурации, ориентации, локализации, движения и немануальных маркеров
- Учитывается неполнота описания грамматической системы жестового языка
- Для анализа жестов и распознавания жестового языка требуется много специфических данных (датасет)

Особую сложность представляет собой задача распознавания непрерывной жестовой речи. Для успешного распознавания недостаточно только выделить отдельные жесты. Необходимо их уверенное выделение с учетом комбинаторных изменений параметров жестов, а также эпентезы.

## Основные подходы и алгоритмы машинного обучения

Машинное обучение — это разновидность решения задач Искусственного интеллекта, при котором алгоритм не описывается напрямую, как в случае с императивными классическими алгоритмами, а подстраивается под известные результаты сходных задач. Используя такой подход, программист не пишет инструкцию, учитывая все возможные значения

параметров, а лишь описывает алгоритм самостоятельного нахождения решения программой. При этом программа использует статистические данные, из которых выделяет закономерности, на основании которых в последствии делает прогнозы (предсказывает результат с той или иной долей вероятности).

Для того, чтобы научить программу решать ту или иную задачу, предварительно необходимо собрать и предъявить ей датасет(набор данных, включающий в себя параметры и известный результат). Именно этот датасет и будет обобщать модель машинного обучения. При этом датасет должен быть сбалансирован, иначе может произойти эффект переобучения. Для построения моделей машинного обучения используются методы математической статистики, численных методов, теории графов и теории вероятности.

## **Типовые задачи машинного обучения**

Задачи, решаемые с использованием машинного обучения можно отнести к одному из пяти типов:

1. Регрессия – прогнозирование результата на основе различных значений фиксированного набора параметров. Результатом является вещественное число. К таким задачам относятся: прогнозирование прибыли организации в следующем квартале, стоимость автомобиля, продолжительность жизни индивида и др.
2. Классификация – это задача группировки сущностей на основании набора признаков. Область допустимых значений ограничена. К таким задачам относятся: тегирование фотографий (описание фотографии раннее заданными словами), описание целевой аудитории по психотипу, установление стадии рака по снимкам МРТ и др.
3. Кластеризация – автоматическое разделение сущностей на группы, при этом выделяя лимитирующие признаки для каждой

группы. К таким задачам относятся: разделение населения РФ по покупательской способности и др.;

4. Уменьшение размерности – упрощение системы, посредством уменьшения числа признаков для дальнейшей визуализации и анализа. К таким задачам относятся: выделение наиболее важных параметров при проведении многофакторных экспериментов и др.
5. Выявление аномалий – сепарация аномальных образцов от общей выборки. Может показаться, что эта задача похожа на задачу №2 «Классификация», однако стоит отметить, что, как правило, количество аномальных образцов для обучения стремится к нулю, то есть если мы будем решать задачу классификации, то получим несбалансированный датасет. К таким задачам относятся: выявление актов мошенничества с банковскими картами, поиск потенциального преступника по биографии и др.

В теории машинного обучения есть два основных подхода:

1. Обучение с учителем – этот подход подразумевает, что при обучении модели ей представляют набор признаков и правильный ответ. То есть модель как бы должна запомнить правила, по которым необходимо сделать прогноз. Например, есть фотографии «кошек» и «собак», при этом мы загружаем в модель и фотографию, и описание того, какое животное на ней находится. Типичные задачи этого подхода – классификация и регрессия/
2. Обучение без учителя – этот подход подразумевает, что при обучении модели ей представляют датасет без описания, при этом задают на какое количество групп можно разбить этот набор данных. То есть модель должна сама выделить признаки, по которым происходит разделение на группы. Например, есть фотографии «кошек» и «собак», при этом мы загружаем в модель только фотографии и

указываем, что данный датасет следует разделить на два класса. Типичные задачи этого подхода – кластеризация и уменьшение размерности.

Перед нами стоит задача классификации, поэтому далее будут рассмотрены самые распространённые модели решения подобных задач.

## **Линейная и логистическая регрессии**

Существует множество задач классификации, но логистическая и линейная регрессии являются самыми распространёнными методами решения проблем бинарной классификации. Логистическая регрессия описывает и оценивает связь между одной зависимой двоичной переменной и независимыми переменными.

Логистическая регрессия может использоваться для различных задач классификации, таких как, например, обнаружение спама, предсказание у пациента диабета, будет ли пользователь нажимать на данную рекламную ссылку или нет и др.

Логистическая регрессия – это частный случай линейной регрессии, когда искомый результат носит категориальный характер. Этот алгоритм использует набор коэффициентов в качестве зависимой переменной. Логистическая регрессия предсказывает вероятность возникновения двоичного события с использованием функции (2).

Линейная функция описывается следующей функцией:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (1)$$

где  $y$  - искомая величина

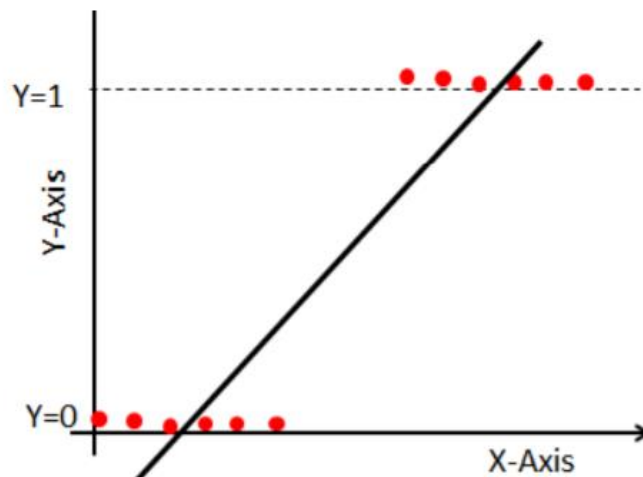
$x_n$  – независимые переменные

$\beta_n$  – подбираемый коэффициент регрессии

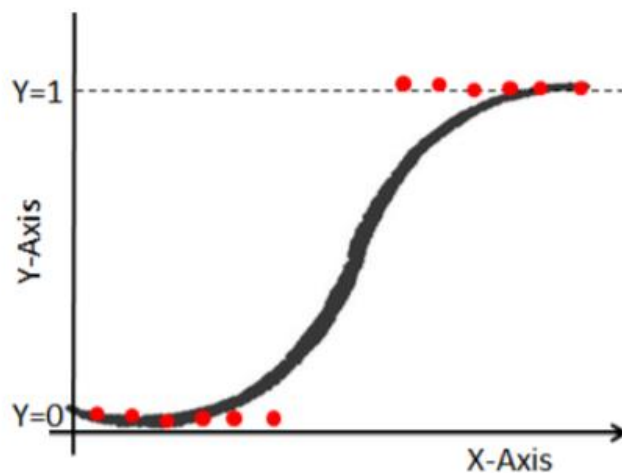
Функция, описывающая логистическую регрессию похожа на линейную и представляет собой следующее выражение:

$$y = 1/(1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}) \quad (2)$$

Область определения линейной регрессии носит непрерывный характер, в свою очередь область определения логистической регрессии можно считать квазидискретной. Коэффициенты линейной регрессии считаются с использованием обычного метода наименьших квадратов, а коэффициенты логистической регрессии с использованием метода оценки максимального правдоподобия.



Применение линейной регрессии к задаче бинарной классификации.



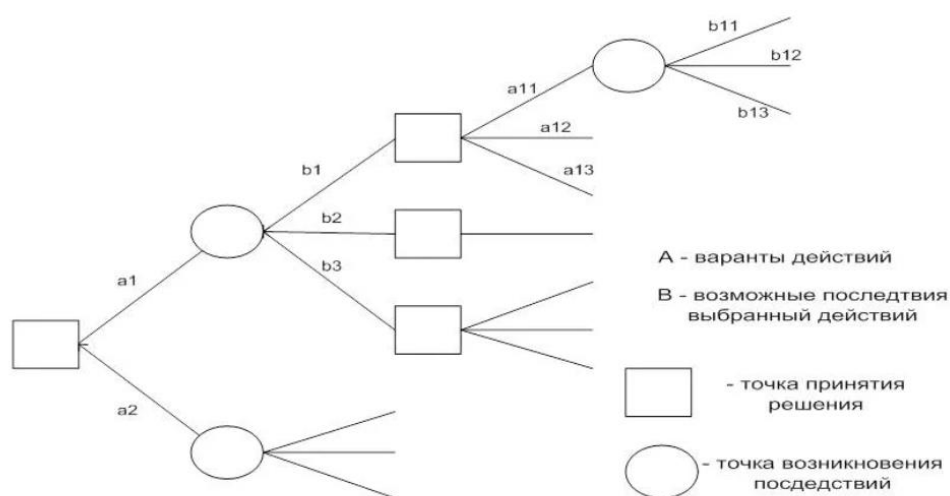
Применение логстической регрессии к задаче бинарной классификации.

Метод оценки максимального правдоподобия — это алгоритм при, котором происходит максимизация функции правдоподобия. Такой подход определяет коэффициенты, наиболее вероятные для получения наблюдаемых данных. С точки зрения статистики, метод оценки максимального правдоподобия устанавливает среднее и дисперсию в качестве параметров при определении конкретных коэффициентов для данной модели. Этот набор коэффициентов может быть использован для прогнозирования данных, необходимых при нормальном распределении.

В свою очередь при использовании метода наименьших квадратов коэффициенты вычисляют путем подгонки линии регрессии к экспериментальным точкам, при этом получают минимальную сумму квадратов отклонений. Оба этих метода используют для оценки коэффициентов линейной регрессионной модели. Метод оценки максимального правдоподобия предполагает совместную функцию вероятности для всех экспериментальных точек, в то время как метод наименьших квадратов не требует никаких стохастических допущений для минимизации расстояния.

**Деревья принятия решений и случайный лес**

Дерево решений — это древовидная структура, похожая на блок-схему, в которой внутренний узел представляет объект (или атрибут), ветвь представляет правило принятия решений, а каждый конечный узел представляет результат. Самый верхний узел в дереве решений называется корневым узлом. Этот алгоритм обучаясь формирует ветви (правила). Дерево при обучении, развивается рекурсивно. Структура дерева принятия решений показана на рисунке.



Алгоритм деревьев описывает внутреннюю логику принятия решений, то есть его можно интерпретировать в отличие от алгоритмов искусственных нейронных сетей. Также время обучения меньше по сравнению с обучением нейронных сетей. Деревья решений могут обрабатывать большие объемы данных с хорошей точностью. Мера выбора атрибута (ASM) — это правило для выбора критериев ветвления дерева, по которому ветвление происходит наилучшим образом. 35 Атрибут с наилучшими показателями будет выбран в качестве следующего по рангу атрибута. Если мы имеем дело с атрибутом, область определения которого имеет непрерывный характер, необходимо также определить точки разделения на ветви. Наиболее популярными метриками отбора являются коэффициент прироста информации, коэффициент усиления и индекс Джини.



Коэффициент прироста информации – это уменьшение энтропии системы, которой в нашем случае выступает дерево принятия решений. Коэффициент прироста информации представляет собой разницу между энтропией до разветвления на основе значения атрибутов и после:

$$\text{Gain}(A) = \text{Info}(D) - \text{Info}_A(D) \quad (3)$$

$$\text{Info}(D) = \sum_{i=1}^m P_i \log_2 P_i \quad (4)$$

Где  $\text{Info}(D)$  – энтропия системы по Шеннону

$P_i$  – вероятность нахождения системы в  $i$ -ом состоянии:

$$\text{Info}_A(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{D} \cdot \text{Info}(D_j) \quad (5)$$

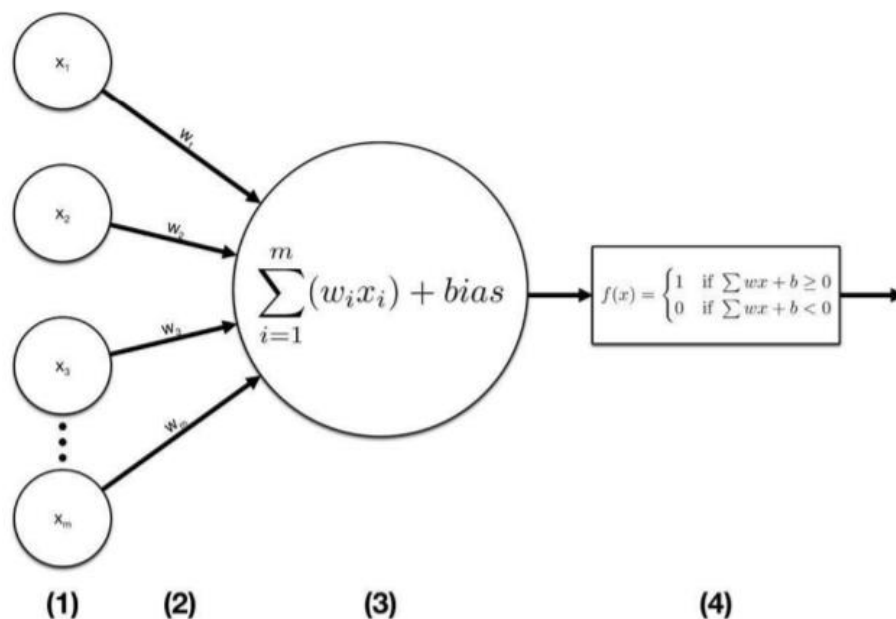
Где  $\frac{|D_j|}{D}$  – вес  $j$ -ой системы, образованной после применения атрибута

Основная идея построения любого алгоритма дерева решений заключается в следующем:

- Выбрать лучший атрибут с помощью мер выбора атрибутов (ASM), чтобы разделить записи
- Сделать этот атрибут узлом принятия решений и разбить набор данных на еще более мелкие подмножества
- Начинать построение дерева, повторяя этот процесс рекурсивно для каждого дочернего элемента до тех пор, пока одно из условий не будет выполнено:
  - Весь массив правил принадлежит к одному и тому же значению атрибута
  - Создание более низкоуровневых атрибутов невозможно
  - Больше нет данных для обучения

## Искусственные нейронные сети

Искусственные нейронные сети — это самая захватывающая и мощная отрасль машинного обучения. Это метод, который учит программы делать то, что естественно для человека: учиться на собственном примере. В процессе обучения нейронных сетей компьютерная модель учится выполнять задачи классификации непосредственно по изображениям, тексту или звуку. Такие модели могут достигать самой современной точности, иногда превышающей производительность человеческого уровня.



На рисунке изображена модель персептрона. Персептрон – это базовый элемент нейронной сети. Аналог одного нейрона в человеческом организме. Персептрон состоит из:

1 – это входные параметры, каждый из параметров для нейронной сети представляется, как независимая переменная

2 – каждый из входных параметров умножается на вес этого узла. По факту вес является подобием синапса в человеческом организме и указывает на прочность узла

3 – далее полученные значения суммируются, к ним также прибавляется константа *bias*, которая отвечает за смещение функции активации вверх или вниз

4 – далее к полученному значению применяется функция активации и устанавливаются правила, по которым можно интерпретировать результат.

Как мы видим структура персептрона очень похожа на структуру случайный лес. Это не случайно, поскольку и при том и при другом подходе в основе работы лежит теория графов.

Функция активации важна для искусственных нейронных сетей, чтобы они могли анализировать что-то действительно сложное. Их основное назначение – преобразование входного сигнала узла в нейросети в выходной сигнал. Этот выходной сигнал используется в качестве входного сигнала для следующего слоя в слоистой структуре всей нейронной сети.

Функция активации решает, должен ли нейрон быть активирован или нет, путем вычисления взвешенной суммы и дальнейшего добавления к ней смещения. Цель введения функции активации состоит в том, чтобы ввести нелинейность в выходной сигнал нейрона.

Если мы не применяем функцию активации, то выходной сигнал будет просто линейной функцией (полиномом первой степени). Полиномы первой степени ограничены по своей сложности, имеют меньшую мощность. Без функции активации модель не может изучать и моделировать сложные данные, такие как изображения, видео, аудио, речь и т. д.

Есть стандартный набор функций активации, такие как сигмоида, гиперболический тангенс и т.д. Также разработчик в праве написать собственную функцию активации для своей конкретной задачи.

Обучение в нейронной сети тесно связано с тем, как мы учимся в нашей обычной жизни и деятельности — мы выполняем действие и либо принимаем

результат, либо корректируем себя учителем или тренером, чтобы понять, как лучше справиться с определенной задачей. На основе разницы между фактическим и прогнозируемым значением вычисляется значение ошибки, также называемое функцией затрат (Cost Function), и передается обратно через систему.

Функция затрат – половина квадратичной разницы между фактическим и выходным значением.

Для каждого слоя сети функция затрат анализируется и используется для корректировки порога и весов для следующего входного сигнала. Цель обучения -минимизировать функцию затрат. Чем ниже функция затрат, тем ближе фактическое значение к прогнозируемому. Таким образом, ошибка становится незначительно меньше при каждом запуске, поскольку сеть учится анализировать значения.

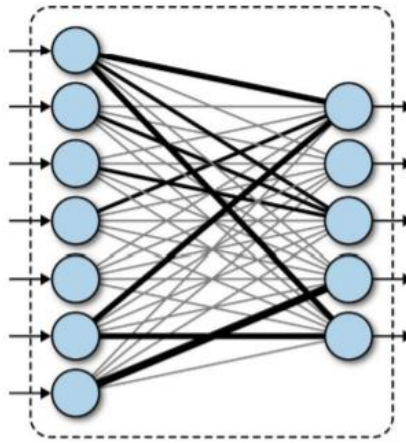
Описанная выше процедура известна как обратное распространение и применяется непрерывно через сеть до тех пор, пока значение ошибки не будет сведено к минимуму.

Таким образом весь процесс обучения нейронной сети можно свести к двум операциям это:

1. Перемножение матрицы весов
2. Метод приближенного вычисления – обратное распространение ошибки (градиентный спуск).

## **Полносвязная нейронная сеть**

Полносвязная нейронная сеть состоит из ряда полностью связанных слоев. Каждое выходное измерение зависит от каждого входного измерения. В графическом виде полносвязный слой представлен на рисунке.



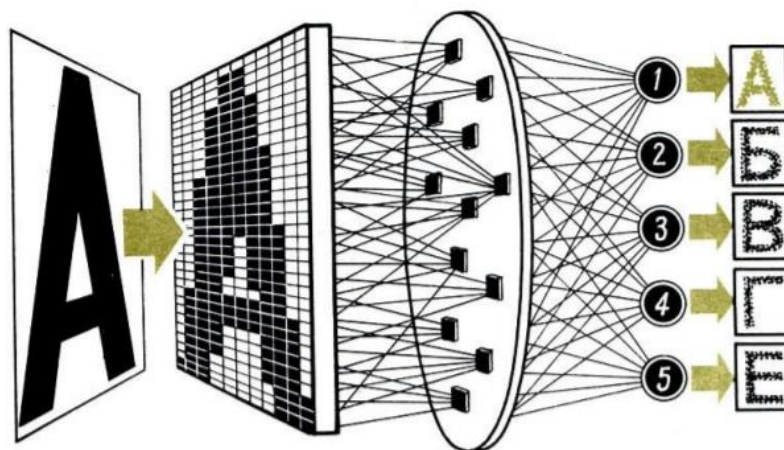
Полносвязная нейронная сеть – классическая модель искусственных нейронных сетей. Выходной сигнал такой нейронной сети можно посчитать по формуле:

$$y = f \left( \sum_{i=1}^m w_i x_i + \text{bias} \right)$$

## Сверточная нейронная сеть

Специфическим видом нейронной сети является сверточная сеть, которую обычно называют CNN. CNN, в частности, вдохновлены зрительной частью головного мозга. В коре головного мозга имеются небольшие участки клеток, чувствительные к определенным областям зрительного поля. Эта идея была расширена увлекательным экспериментом, проведенным Хьюбелом и Визелем в 1962 году. В этом эксперименте исследователи показали, что некоторые отдельные нейроны в мозге активируются или срабатывают только при наличии ребер определенной ориентации, таких как вертикальные или горизонтальные ребра.

Сверточные нейронные сети являются одной из самых крупных инноваций в области компьютерного зрения. Они работают намного стабильнее, чем традиционное компьютерное зрение, и дают очень точные результаты. Эти нейронные сети доказали свою успешность во многих различных практических исследованиях и приложениях.



Пример работы сверточной нейронной сети.

Рисунок показывает, что изображение передается в качестве входного сигнала в сеть, которая проходит через несколько сверточных слоев, которые по факту понижают размерность исходного изображения, на основании данных последнего слоя, делается прогноз о том, что было показано на входе.

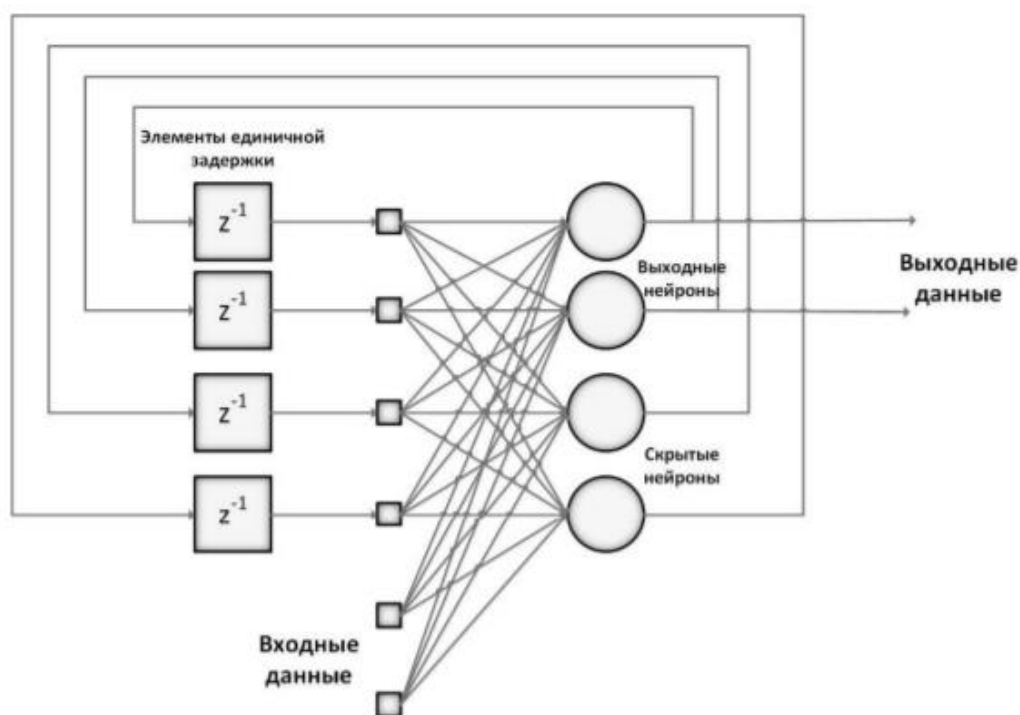
Функции, которые выполняет сверточная сеть:

1. Сверточные слои: данный элемент организует операцию свертки, и по своей сути является матричным фильтром небольшого размера
2. Слои субдискретизации: уменьшают размер изображения
3. Полносвязный слой на выходе: используется для того, чтобы выровнять по весам высокоуровневые объекты, которые учатся анализировать сверточные слои. Основная цель использования – классификация по низкоуровневым фичам.

Как мы понимаем, сверточные нейронные сети можно использовать не только для анализа изображений, но также для анализа любой другой информации, представленной в виде массива.

## Рекуррентная нейронная сеть

Идея рекуррентных нейронных сетей заключается в использовании последовательной информации. В традиционной нейронной сети мы предполагаем, что все входы (и выходы) независимы друг от друга. Но для многих задач это очень плохой подход. Если вы хотите предсказать следующее слово в предложении, вам лучше знать, какие слова стояли перед ним. Такие сети называются рекуррентными, поскольку они выполняют одну и ту же задачу для каждого элемента последовательности, причем выход зависит от предыдущих вычислений. Теоретически Рекуррентные сети могут использовать информацию в произвольно длинных последовательностях, но на практике они ограничиваются лишь несколькими предыдущими шагами.



Структурная диаграмма рекуррентной нейронной сети.

На рисунке можно наблюдать такой элемент как скрытые нейроны. Эти нейроны не имеют выходного слоя и служат своего рода памятью такой сети. По факту рекуррентная сеть выполняет одну и ту же задачу на каждом этапе, только с различными входными данными. Это значительно сокращает общее количество параметров, по сравнению с тем, если бы на входной слой

подавался одновременно весь объем информации. Например, автоматический переводчик не переводит все предложение сразу, а по одному слову, при этом учитывая контекст.

## **Список литературы**

1. Гейльман И.Ф. Специфические средства общения глухих. Дактилология и мимика, ч.1-4., 1975-1979
2. Беликов В.И. Жестовые системы коммуникации (обзор). Семиотика и информатика, 1983



