

Министерство образования Республики Беларусь

Учреждение образования
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИНФОРМАТИКИ И РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ

Факультет компьютерных систем и сетей

Кафедра электронных вычислительных средств

РЕФЕРАТ

по учебной практике

на тему

**МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В СИСТЕМАХ
ОБРАБОТКИ ЗВУКОВЫХ И РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ**

Студент гр. 150702

А. В. Кутняк

Проверил

Е. В. Рыбенков

Минск 2022

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
1 Машинное обучение.....	4
1.1 Понятие машинного обучения.....	4
1.2 Постановка задачи обучения по прецедентам	4
1.3 Преимущества машинного обучения.....	4
1.4 Классические задачи машинного обучения.....	5
1.5 Способы машинного обучения.....	5
2 Представление звукового сигнала	7
2.1 Дискретизация звукового сигнала	7
2.2 Представление сигнала в виде спектрограммы.....	8
3 Обработка звуковых и речевых сигналов	9
3.1 Основные задачи	9
3.2 Искусственная нейронная сеть.....	9
3.3 Сети прямого распространения.....	11
3.4 Метод обратного распространения ошибки.....	12
3.5 Сверточные нейронные сети.....	14
3.6 Преимущества сверточных нейронных сетей	16
4 Шумоподавление	17
4.1 Постановка задачи	17
4.2 Классификация шумов	17
4.3 Используемые методы машинного обучения	19
4.4 Применение.....	20
Заключение.....	21
Список использованных источников.....	22
Приложение А (обязательное) Отчет о проверке на заимствования	23

ВВЕДЕНИЕ

Учебная ознакомительная практика является неотъемлемой частью образовательного процесса в высших учебных заведениях.

Целью ознакомительной практики является выработка профессиональных навыков в поиске и обработке информации, а также её обработки и представлении в соответствии с указанными требованиями и стандартами.

Данный реферат содержит результаты теоретического исследования по теме «Методы машинного обучения в системах обработки звуковых и речевых сигналов», которая является одним из перспективных направлений для решения существующих практических задач.

В первом разделе содержатся базовые понятия из области машинного обучения. Дается представление о задаче обучения по прецедентам, перечисляются основные преимущества методов машинного обучения перед вычислительными методами, а также перечисляются классические задачи машинного обучения и способы машинного обучения, используемые при решении данных задач.

Во втором разделе представлен материал по представлению звуковых сигналов для их обработки в системах, использующих методы машинного обучения.

В третьем разделе дается представление о методах машинного обучения, применяемых в обработке звуковых и речевых сигналов. Описывается архитектура нейронных сетей прямого распространения, а также классический метод их обучения. Рассматривается архитектура сверточных нейронных сетей, принцип их действия, основные преимущества их использования.

Четвертый раздел посвящен одной из основных задач обработки звуковых сигналов – шумоподавлению. В разделе содержится постановка задачи шумоподавления, а также примеры некоторых нейросетевых архитектур, используемых для решения данной задачи.

1 МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

1.1 Понятие машинного обучения

Машинное обучение – подраздел искусственного интеллекта, включающий в себя методы, характерной чертой которых является не прямое решение поставленной задачи, а обучение за счет применения решений множества сходных задач.

Различают два типа обучения:

- Индуктивное обучение (обучение по прецедентам) основывается на выявлении эмпирических закономерностей в данных.
- Дедуктивное обучение предполагает формализацию знаний экспертов и их представление в виде базы знаний.

Дедуктивное обучение принято относить к области экспертных систем, поэтому понятия обучения по прецедентам и машинного обучения считают синонимами.

Машинное обучение находится на стыке таких предметных областей как математическая статистика, численные методы, методы оптимизации, математический анализ, но также имеет и собственные области, связанные с проблемами вычислительной эффективности и переобучения.

1.2 Постановка задачи обучения по прецедентам

Имеется множество *объектов* (ситуаций), множество возможных *ответов* (реакций) и существует некоторая неизвестная зависимость между ответами и объектами. Известно конечное множество прецедентов – пар (объект, ответ), называемое *обучающей выборкой*. Требуется по этим *частным* данным выявить *общие* закономерности, присущие не только определенной выборке, но и всем прецедентам, в том числе тем, что еще не наблюдались.

1.3 Преимущества машинного обучения

Подход, лежащий в основе методов машинного обучения и заключающийся в решении задач за счет обучения по некоторому набору прецедентов, создает ряд существенных преимуществ перед многими общепринятыми альтернативными методами, такими как ручной анализ данных, жестко запрограммированные правила и простые статистические модели.

Среди них можно выделить данные преимущества:

- Точность – по мере обучения системы происходит накопление данных, что повышает точность принимаемых решений.
- Автоматизация – модель, основанная на методах машинного обучения может автоматически обнаруживать новые шаблоны.
- Скорость – машинное обучение позволяет получать точные ответы быстрее, что дает возможность системам реагировать в реальном времени.
- Масштабируемость – модель, основанная на методах машинного обучения легко приспособливается к увеличению объема данных.

1.4 Классические задачи машинного обучения

Задача кластеризации – задача, которая предполагает упорядочивание объектов в сравнительно однородные группы [1]. Решением задачи является алгоритм, группирующий исходное множество объектов на подмножества (кластеры) таким образом, чтобы объекты из одного кластера имели большее сходство, чем объекты из разных кластеров.

Задача классификация – задача, в которой определено некоторое начальное множество *объектов*, разделенных по определенным признакам на *классы*, называемое *выборкой*. Решение задачи предполагает создание алгоритма, способного классифицировать объект, то есть, устанавливать соответствие между ним и определенным классом.

Задача регрессии – задача, предполагающая исследования зависимости одной зависимой переменной от конечного набора некоторых независимых переменных [2]. Целью регрессионного анализа является предсказание значения зависимой переменной по набору независимых, а также определение вклада отдельных независимых переменных в изменение зависимой.

Задача понижения размерности данных – задача по сведению большого количества признаков к меньшему, более удобного для дальнейшего использования и представления. Примером задачи понижения размерности является сжатие данных.

1.5 Способы машинного обучения

Раздел машинного обучения, с одной стороны, основывается на методах математической статистики, с другой – на моделировании механизмов обработки информации в биологических нейронных сетях.

Ниже приведены некоторые основные способы машинного обучения, используемые для решения классических задач:

- Обучение с учителем – испытуемая система принудительно обучается с помощью примеров, образующих *обучающую выборку*.
- Обучение без учителя – испытуемая система спонтанно обучается решать поставленную задачу.
- Обучение с подкреплением – испытуемая система (*агент*), обучается, взаимодействуя с окружением, называемым *средой*.

Выбор способа машинного обучения во многом зависит от поставленной задачи. Задача кластеризации, как правило, решается при помощи статистических методов, например, метода k-средних, основанном на пересчете центров кластеров. В задачах классификации и регрессии используют способ обучения с учителем, а в задаче понижения размерности данных используется способ обучения без учителя. Наиболее наглядным примером обучения с подкреплением являются генетические алгоритмы, основанные на биологических механизмах приспособления к окружающей среде.

2 ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗВУКОВОГО СИГНАЛА

2.1 Дискретизация звукового сигнала

Для обработки в машине данные должны быть представлены в цифровом виде. В то время как текстовая и графическая информация представляется непосредственным двоичным кодированием наименьшей единицы информации (символ в тексте и пиксель в изображении), аналоговый звуковой сигнал представляет собой механическую волну.

Так как звуковая волна может быть описана как функция её амплитуды от времени, для представления звукового сигнала в цифровом виде можно применить его дискретизацию.

В математике под дискретизацией понимают представление непрерывной функции дискретной совокупностью её значений при различных наборах аргументов.

Временная дискретизация звука – процесс кодирования непрерывного звукового сигнала, при котором волна разбивается на отдельные небольшие интервалы, для каждого из которых устанавливается определенное значение амплитуды звуковой волны. Амплитуда показывает, насколько громкий звук на данном участке.

На рисунке 2.1 изображен пример дискретизации аналогового звукового сигнала.

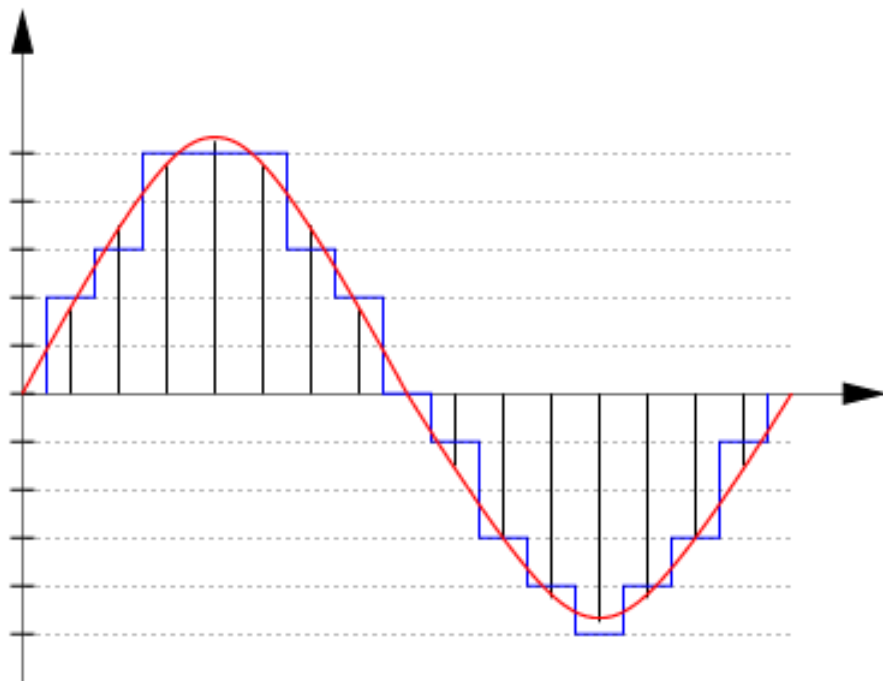


Рисунок 2.1 – Пример дискретизации звукового сигнала

2.2 Представление сигнала в виде спектрограммы

Для использования методов машинного обучения в обработке звуковых и речевых сигналов для получения более подробной информации о звуке, а также для более простого представления звукового сигнала, звук представляют графически в виде спектрограмм.

Для введения понятия спектрограммы определим понятие спектральной плотности мощности звукового сигнала.

Спектральной плотностью мощности в физике и теории обработки сигналов называется функция, описывающая распределение мощности сигнала в зависимости от его частоты [3].

Спектрограмма – это изображение, которое показывает зависимость спектральной плотности мощности сигнала от времени.

Наиболее распространенным видом спектрограммы является двумерная диаграмма, по горизонтальной оси которой идет отсчет времени, а по вертикальной – отсчет частоты. Третье измерение спектрограммы, указывающее амплитуду, представляется интенсивностью или цветом каждой точки плоскости изображения.

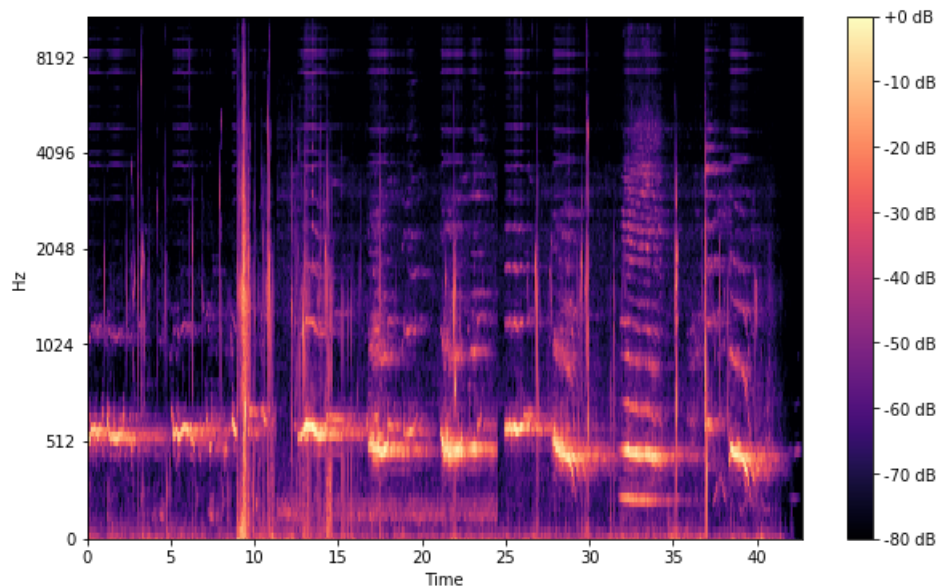


Рисунок 2.2 – Пример спектрограммы звукового сигнала

Получить спектрограмму звукового сигнала можно используя метод быстрого оконного преобразования Фурье, который генерирует спектры за счет разделения исходного звукового сигнала на интервалы методом скользящего окна.

3 ОБРАБОТКА ЗВУКОВЫХ И РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ

3.1 Основные задачи

Под *обработкой сигналов* в радиотехнике понимают восстановление и разделение информационных потоков, подавление шумов, усиление, фильтрацию и сжатие сигналов.

К основным задачам обработки звуковых и речевых сигналов можно отнести следующие:

- Сжатие данных – уменьшение объема данных с минимальными потерями информации.
- Фильтрация – выделение желаемых компонент спектра звукового сигнала и подавление нежелательных.
- Обработка звука – анализ и преобразование звукового сигнала в соответствии с определенными параметрами.
- Распознавание речи – преобразование речевого сигнала в определенную форму цифровой информации.

Данные задачи могут быть решены как классическими методами, так и методами машинного обучения. В рамках данного реферата будут рассмотрена одна из основных задач обработки звуковых и речевых сигналов – задача шумоподавления, которая является частным случаем задачи фильтрации.

3.2 Искусственная нейронная сеть

Существует множество методов машинного обучения, используемых для решения задачи шумоподавления, но наиболее часто используемым и эффективным является нейросетевой подход.

Нейронная сеть (искусственная нейронная сеть, ИНС) – математическая модель, а также её программные или аппаратные реализации, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей.

Понятие «нейронная сеть» возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, а также при попытке смоделировать эти процессы в математическом виде.

Впервые модель искусственных нейронных сетей была описана Уорреном Мак-Каллоком и Уолтером Питтсом.

На рисунке 3.1 изображен пример искусственной нейронной сети, состоящей из нескольких слоев нейронов.

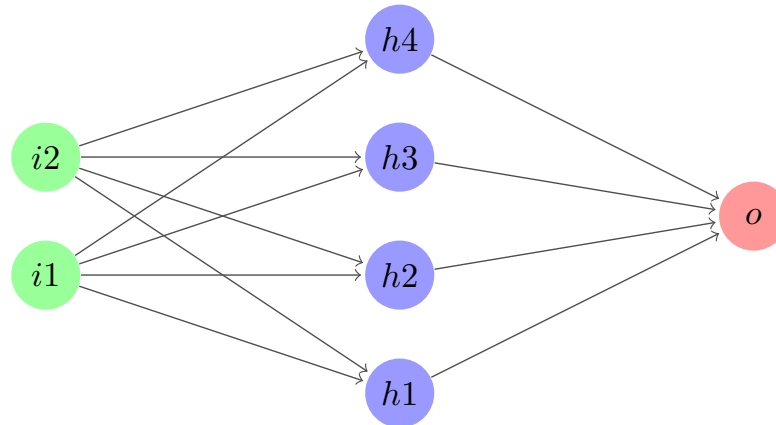


Рисунок 3.1 – Пример простейшей нейронной сети

Искусственная нейронная сеть представляет собой совокупность соединенных и взаимодействующих друг с другом вычислительных узлов, называемых искусственными нейронами. Каждый нейрон получает некоторый набор сигналов, с которыми он взаимодействует, после чего отправляет сигналы другим нейронам. В общем случае, нейрон с n входами можно описать как функцию $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, которая преобразует несколько входных параметров в один выходной. На рисунке 3.2 изображена схема искусственного нейрона.

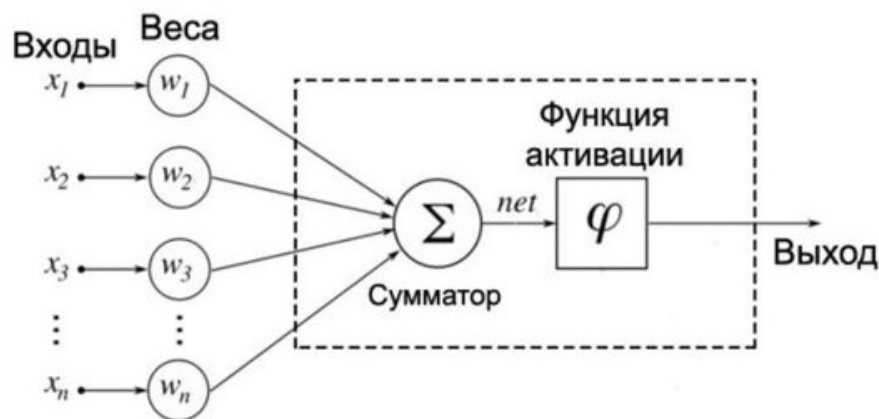


Рисунок 3.2 – Схема искусственного нейрона

Как видно из рисунка, у нейрона есть n входов x_i , у каждого из которых есть вес w_i , на который умножается сигнал, проходящий по данной связи. После этого взвешенные сигналы $w_i \cdot x_i$ суммируются, в результате чего получается взвешенная сумма net . Полученное значение подается в

функцию активации φ , после чего преобразованное значение подается на выход нейрона.

Существует множество архитектур нейронных сетей, предназначенных для эффективного решения определенных задач.

Рассматриваемая в рамках работы задача шумоподавления относится к задачам распознавания образов.

Для решения задач распознавания образов и классификации используются следующие архитектуры:

- Сети прямого распространения.
- Сверточные нейронные сети.
- Сети адаптивного резонанса.
- Сети радиально-базисных функций.

Сети прямого распространения и сверточные нейронные сети используют способ обучения с учителем, поэтому являются наиболее подходящими для решения задачи шумоподавления, где в качестве обучающей выборки используются определенные звуковые сигналы с обозначенными в них источниками шума.

3.3 Сети прямого распространения

Сеть прямого распространения – это нейронная сеть, сигналы в которой распространяются строго от входа к выходу.

На рисунке 3.3 приведен пример нейронной сети прямого распространения сигнала.

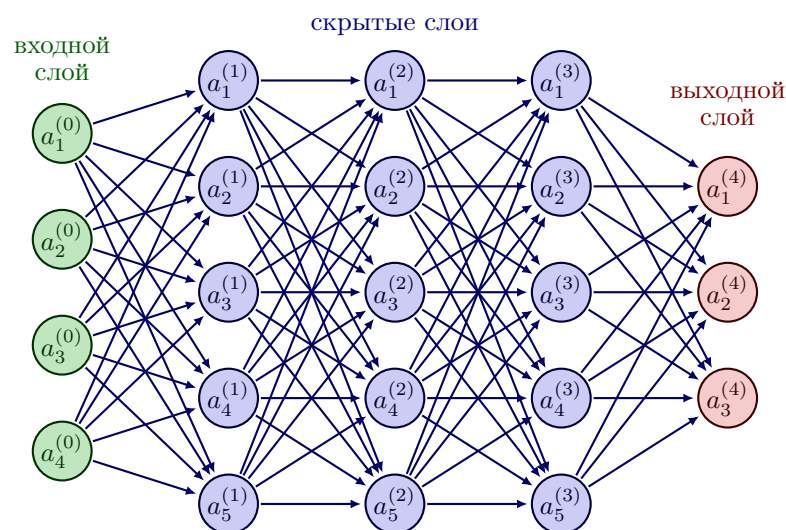


Рисунок 3.3 – Пример сети прямого распространения

Как правило, под сетями прямого распространения подразумевают полносвязные многослойные нейронные сети с прямым распространением сигнала.

Многослойная нейронная сеть – это сеть, содержащая более одного скрытого слоя.

Полносвязная нейронная сеть – это сеть, в которой каждый нейрон соединен со всеми нейронами предыдущего слоя.

В дальнейшем многослойную полносвязную нейронную сеть прямого распространения будем называть классической.

3.4 Метод обратного распространения ошибки

Основным методом обучения многослойных нейронных сетей является метод обратного распространения ошибки.

Метод обратного распространения ошибки – алгоритм обучения многослойных сетей прямого распространения и относится к методам обучения с учителем [4].

В основе идеи алгоритма лежит использование выходной ошибки нейронной сети.

Под выходной ошибкой нейронной сети понимают степень отклонения выходных значений сети от целевых значений.

Ниже представлена формула среднеквадратичной выходной ошибки нейронной сети:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2,$$

где n - число выходных нейронов;

y_i - целевое значение;

y_i^* - фактическое выходное значение.

На каждой итерации обучения происходит два прохода сети: прямой и обратный. На прямом проходе входной вектор сигналов распространяется от входов сети к её выходам и формирует некоторый выходной вектор, соответствующий текущему набору весов сети.

После того, как был вычислен выходной вектор, вычисляется выходная ошибка нейронной сети.

На обратном проходе эта выходная ошибка распространяется от выходов сети к её входам, после чего производится коррекция весов сети.

Первым этапом является вычисление отклонения для каждого нейрона слоя:

$$\delta_i = \varphi'(x)(y - y^*) \quad (3.1)$$

$$\delta_i = \varphi'(x) \sum_{j=1}^n (w_{i,j} \delta_j) \quad (3.2)$$

Так как у выходного нейрона нет исходящих связей, для расчета его отклонения используется формула (3.1), в то время как для расчета отклонения скрытого нейрона используется формула (3.2).

На следующем этапе вычисляется градиент для связи между нейронами:

$$grad_{i,j} = \delta_j y_i,$$

где i - начало связи;

j - конец связи.

Заключительным этапом является вычисление изменения веса связи между нейронами:

$$\Delta w_{i,j} = \eta grad_{i,j} + \alpha \Delta w_{i,j}^*,$$

где η - скорость обучения ($0 < \eta < 1$);

α - момент обучения ($0 < \alpha < 1$);

$\Delta w_{i,j}$ - текущее изменение веса;

$\Delta w_{i,j}^*$ - предыдущее изменение веса.

Описанный выше способ вычисления дельт называется градиентным методом и заключается в вычислении градиентов весов связей для минимизации отклонения выхода нейрона от целевого выходного значения. Основным преимуществом данного метода является простота и наглядность производимых вычислений.

При вычислении дельт по формулам, представленным выше, используется стохастический метод обновления весов, суть которого заключается в обновлении веса связи сразу после вычисления его дельты.

3.5 Сверточные нейронные сети

Сверточная нейронная сеть – это специальная архитектура нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание образов. Впервые модель сверточных нейронных сетей была предложена в 1988 году Яном Лекуном [5].

Модель сверточных нейронных сетей использует в себе некоторые особенности зрительной коры головного мозга, в которой были обнаружены простые клетки, реагирующие на световые лучи под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определенных групп простых клеток [6].

Основными видами слоев в сверточных нейронных сетях являются сверточные (convolutional), пулинговые (pooling) и полносвязные (dense) слои. На рисунке 3.4 изображена сверточная нейронная сеть, состоящая из 4 сверточных, 4 пулинговых и 1 полносвязного слоя.

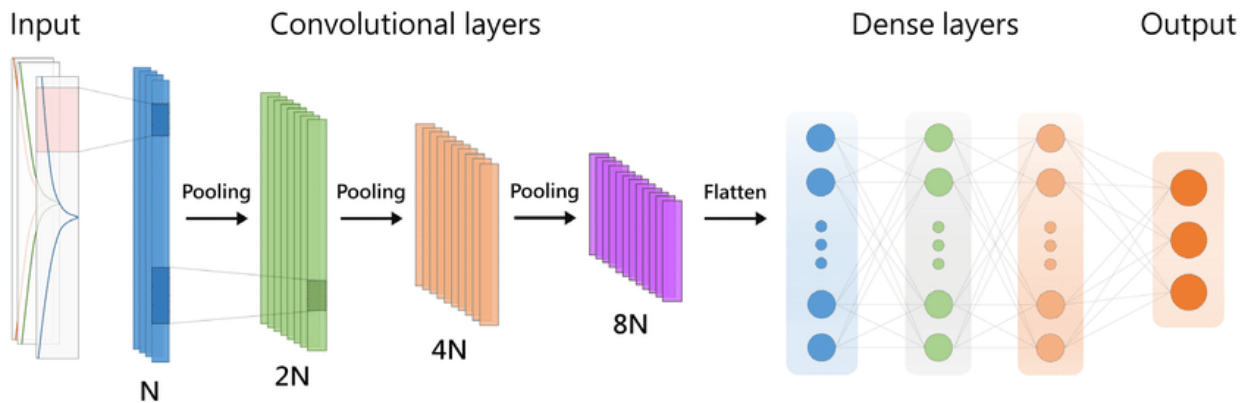


Рисунок 3.4 – Пример сверточной нейронной сети

Свертка – бинарная операция над матрицами, суть которой заключается в том, что каждый фрагмент первой матрицы поэлементно умножается на вторую матрицу, результаты суммируются и записываются в соответствующую позицию итоговой матрицы.

Формально операцию свертки над матрицами A и B можно представить следующими формулами:

$$C(n_x - m_x + 1; n_y - m_y + 1) = A(n_x; n_y) * B(m_x, m_y),$$

$$C_{i,j} = \sum_{u=0}^{m_x-1} \sum_{v=0}^{m_y-1} A_{i+u,j+v} B_{u,v}$$

На рисунке 3.5 изображен пример выполнения операции свертки над матрицами 7×7 и 3×3 .

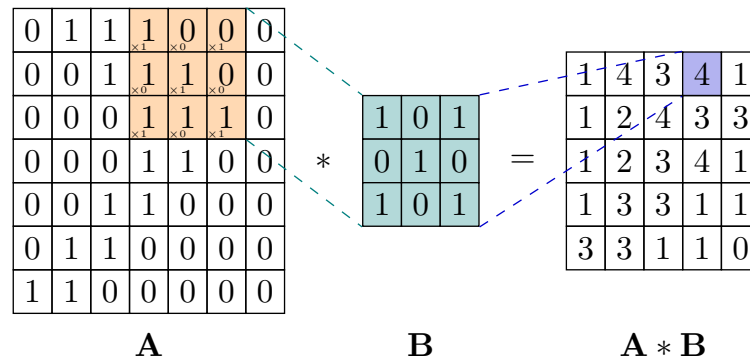


Рисунок 3.5 – Пример выполнения операции свертки

Операция свертки является основным преимуществом сверточных нейронных сетей. В отличие от перцептронов, где каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя определенными весовыми коэффициентами, в сверточной нейронной сети для различных нейронов выходного слоя используется одна и та же матрица весов, называемая *ядром свертки*. Интерпретацией такого подхода является графическое кодирование какого-либо признака, например, наличие определенного набора пикселей на участке изображения. При этом ядра свертки не закладываются в архитектуру заранее, а формируются при обучении *методом обратного распространения ошибки*.

Операция пулинга – операция, выполняющая уменьшение размерности сформированных под действием операции свертки карт признаков. Исходная матрица делится на блоки размером $w \times h$, для каждого из которых вычисляется некоторая функция.

На рисунке 3.6 изображен пример выполнения операции пулинга 2×2 с функцией максимума.

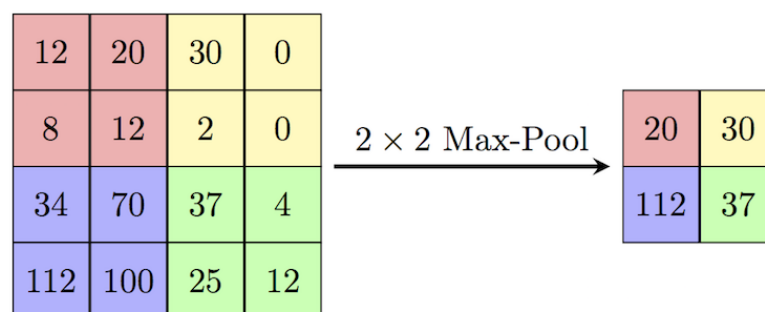


Рисунок 3.6 – Пример выполнения операции пулинга

После нескольких проходов слоев свертки и пулинга исходная матрица высокого разрешения преобразуется к более абстрактным картам признаков, причем, как правило, на каждом следующем слое увеличивается число карт и уменьшаются их размеры. В результате остается большой набор каналов, хранящих небольшое число данных, которые интерпретируются как признаки, выявленные из исходного изображения. Данные на каналах объединяются и подаются на вход обычной полносвязной нейронной сети, по которым она выполняет задачу распознавания или классификации исходных данных.

3.6 Преимущества сверточных нейронных сетей

Сверточные нейронные сети имеют ряд преимуществ, среди которых можно выделить следующие:

- Сверточные нейронные сети более эффективно распознают и классифицируют изображения.
- По сравнению с полносвязными нейронными сетями сверточные нейронные сети имеют гораздо меньшее количество настраиваемых весов, что связано с наличием сверточных слоев. Такой подход подталкивает сеть к обобщению демонстрируемой информации и поиску закономерностей, а не к попиксельному запоминанию обрабатываемых изображений.
- Удобное распараллеливание вычислений дает возможность повысить скорость выполнения алгоритмов работы и обучения сети.
- Устойчивость к линейным преобразованиям распознаваемого изображения (к масштабированию, повороту, сдвигу).

4 ШУМОПОДАВЛЕНИЕ

4.1 Постановка задачи

Шумоподавление – процесс выделения полезного сигнала из наложения полезного сигнала и шума.

Предположим, что требуется записать речь человека на улице. В таких условиях помимо голоса человека на запись может попасть шум дорожного движения, фоновая речь людей, шум встречных воздушных потоков и прочие звуки окружающего пространства.

В данном случае задача шумоподавления состоит в том, чтобы выделить речь человека среди шума улицы.

Шум в звуковом сигнале определяется как беспорядочные колебания звуковых волн.

Формально взаимодействие полезного (целевого) сигнала и шума описывается следующей формулой:

$$y_t = s_t + n_t,$$

где s_t - полезный сигнал;

n_t - шум;

y_t - сигнал из реальной записи.

Формализация задачи шумоподавления имеет следующий вид: имея зашумленный сигнал y_t , необходимо найти значение \hat{y}_t , максимально близкое к исходному сигналу s_t .

4.2 Классификация шумов

Шум, как и любой другой звуковой сигнал, имеет свою природу и уникальные, присущие ему признаки.

Существует множество различных классификаций шумов, основными из которых являются следующие:

- по спектру;
- по характеру спектра;
- по происхождению;
- по частоте;
- по временным характеристикам.

Однако, если стоит задача удалить шумы в записи речи, в первую очередь следует учитывать категоризацию шумов по их временным характеристикам [7].

На рисунке 4.1 представлена классификация шумов на основе их временных характеристик.

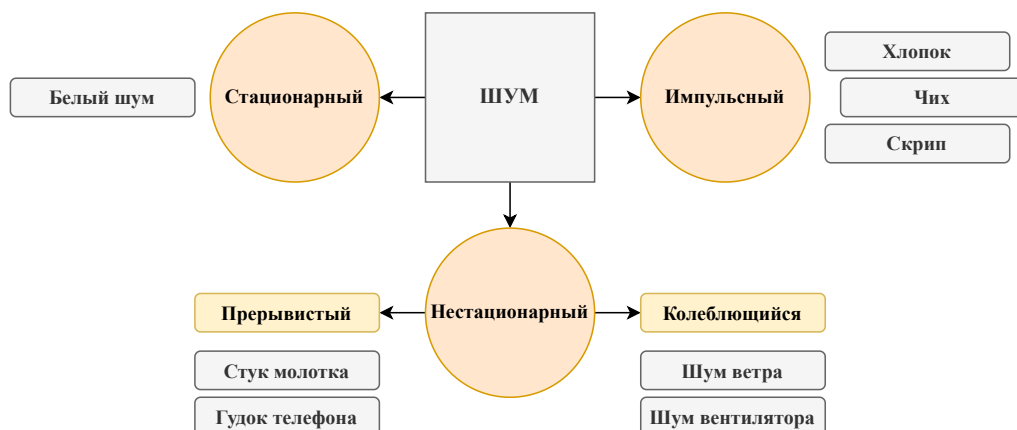


Рисунок 4.1 – Классификация шумов по временным характеристикам

Стационарные и колеблющиеся шумы, как правило, образованы постоянными процессами, в то время как прерывистые и импульсные – резкими единоразовыми. Прерывистый шум можно представлять как повторяющийся с некоторой периодичностью импульсный шум.

Категории шума определены для того, чтобы разграничивать шумы по сложности их подавления. Основная сложность задачи шумоподавления заключается в непредсказуемости шумов, которые могут возникнуть в звуковом сигнале.

Достаточно легко избавиться от стационарного шума, потому что легко определить его порог громкости в спектре исходного сигнала, так как шум будет равномерно распределен по всему звуковому сигналу, и в фрагментах тишины основной составляющей будет его амплитуда.

Процесс подавления колеблющихся и прерывистых шумов более сложен, поскольку трудно определить точное расположение таких шумов в исходном звуковом сигнале.

Наиболее сложной является задача подавления импульсных шумов, так как ввиду непредсказуемости определение их местоположения в звуковом сигнале затруднительно.

На рисунке 4.2 изображена пирамида сложности подавления шума в зависимости от его сложности:

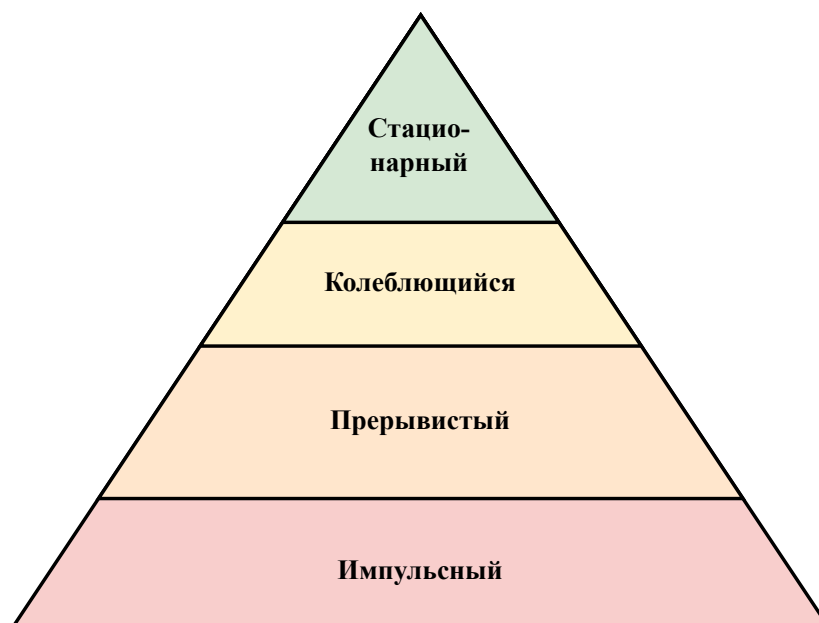


Рисунок 4.2 – Пирамида сложности шумоподавления

Если задачи наверху пирамиды можно решить классическими методами, то задачи шумоподавления из нижней части пирамиды можно решить только методами машинного обучения. Кроме того, нейросетевой подход позволяет решить задачу шумоподавления для всех типов, в то время как вычислительные методы решают задачи подавления определенного типа шумов.

4.3 Используемые методы машинного обучения

Наиболее эффективным методом машинного обучения в шумоподавлении и улучшении речевого сигнала является использование сверточных нейронных сетей.

Общий принцип нейросетевых архитектур обработки звука и речи: наличие сверточного энкодера и декодера, выполняющих определение источников шумов и их восстановления с последующим вычитанием из исходного сигнала.

Среди архитектур сверточных нейронных сетей, используемых в шумоподавлении, можно выделить WaveNet [8], Tas-Net [9], а также её модификацию Conv-Tas-Net.

4.4 Применение

Методы шумоподавления используются при очистке аудио от лишних звуковых сигналов для повторного воспроизведения.

Более сложной задачей является мгновенное шумоподавление – шумоподавление и воспроизведение одновременно с записью речи. Чаще всего такое шумоподавление используется для аудиоконференций в Zoom, Discord, Skype, а также в таких мессенджерах как Telegram и VK.

Как правило, при решении задачи мгновенного шумоподавления, используются классические вычислительные методы, но помимо них применяются и методы машинного обучения для очистки сигнала на лету. Так, компания Microsoft по результатам соревнований DNS-Challenge использовала наилучшие решения в области рекуррентных и сверточных сетей и адаптировала их под свою продукцию Skype и Teams [10].

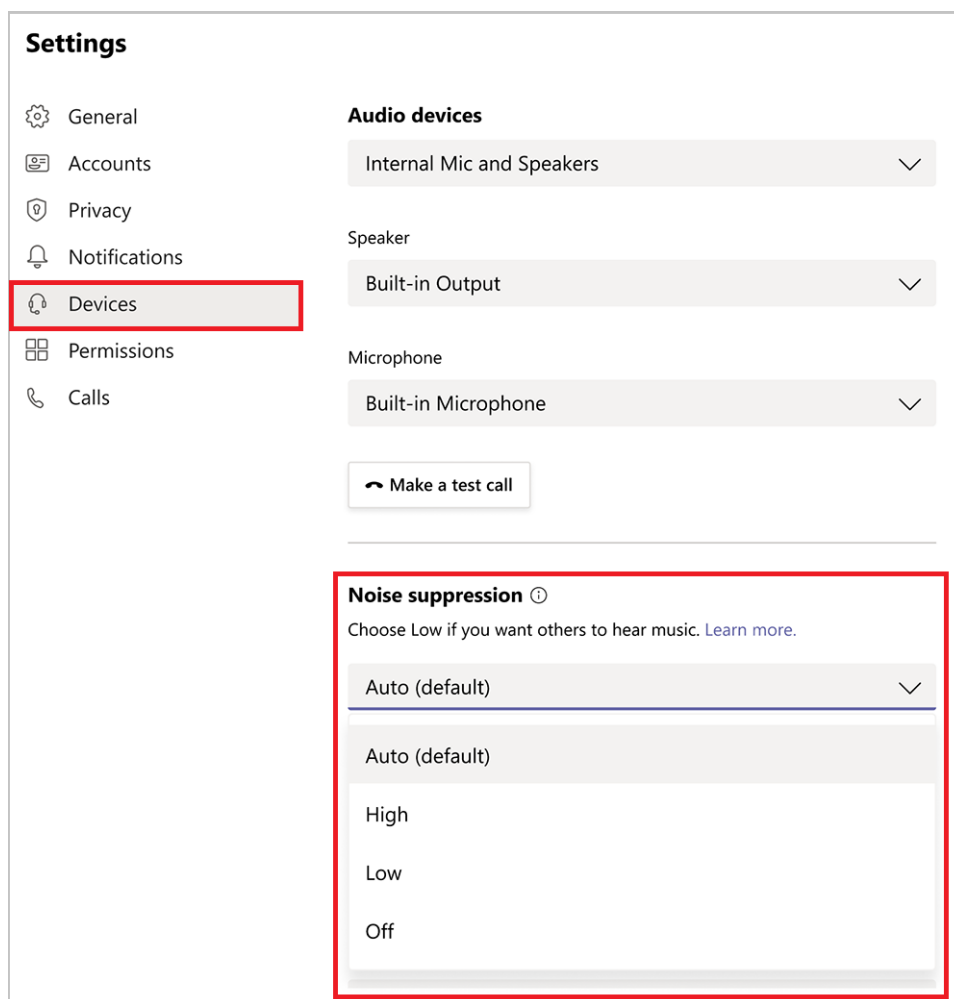


Рисунок 4.3 – Функция активного шумоподавления в Microsoft Teams

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения работы по учебной практике были представлены результаты теоретического исследования по теме «Методы машинного обучения в обработке звуковых и речевых сигналов». Были представлены общие сведения о методах машинного обучения и их применения в обработке звука и речи.

В ходе написания реферата были изучены основы машинного обучения. Были выявлены основные преимущества использования нейросетового подхода, приведены примеры нейросетевых архитектур, используемых в обработке звуковых и речевых сигналов. В качестве примера была рассмотрена задача шумоподавления и методы её решения, приведены примеры использования активного шумоподавления в системах голосовой связи и сообщения.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Мандель, И. Д. Кластерный анализ / И. Д. Мандель. — М. : Финансы и статистика, 1988. — 176 с.
- [2] Фёрстер, Э. Методы корреляционного и регрессионного анализа / Э. Фёрстер, Б. Рёнц. — 1983. — 304 с.
- [3] Гольденберг, Л. М. Цифровая обработка сигналов: Справочник / Л. М. Гольденберг, Б. Д. Матюшкин., М. Н. Поляк. — М. : Радио и связь, 1985. — 312 с.
- [4] Галушкин, А. И. Синтез многослойных систем распознавания образов / А. И. Галушкин. — М. : «Энергия», 1974. — 368 с.
- [5] Backpropagation applied to handwritten zip code recognition / Y. Lecun [и др.]. — Neural Computatation, 1989. — Т. 1. — с. 541–551.
- [6] Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network / Masakazu Matsugu, Katsuhiko Mori, Yusuke Mitari, Yuji Kaneda // Neural Networks. — 2003. — Vol. 16, no. 5. — Pp. 555–559. — Advances in Neural Networks Research: IJCNN '03.
- [7] Обзор методов улучшения речи и шумоподавления: от классики к SotA [Электронный ресурс]. — 2021. — Режим доступа : http://habr.com/ru/company/ru_mts/blog/584308/.
- [8] van den Oord, Aäron. WaveNet: A Generative Model for Raw Audio. — 2016. — <https://arxiv.org/abs/1609.03499>.
- [9] Luo, Yi. TaSNet: Time-Domain Audio Separation Network for Real-Time, Single-Channel Speech Separation / Yi Luo, Nima Mesgarani // 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). — 2018. — Pp. 696–700.
- [10] Шум на заднем фоне во время видеозвонков может сильно мешать. Функция шумоподавления в Скайпе избавит вас от этой проблемы! [Электронный ресурс]. — 2021. — Режим доступа : <https://www.skype.com/ru/blogs/2021-02-noise-cancellation/>.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

(обязательное)

Отчет о проверке на заимствования



Отчет о проверке на заимствования №1



Автор: Inq Alex

Проверяющий: Inq Alex

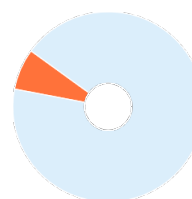
Отчет предоставлен сервисом «Антиплагиат» - <http://users.antiplagiat.ru>

ИНФОРМАЦИЯ О ДОКУМЕНТЕ

№ документа: 6
Начало загрузки: 28.05.2022 23:43:28
Длительность загрузки: 00:00:00
Имя исходного файла: report.pdf
Название документа: report
Размер текста: 27 кБ
Символов в тексте: 27519
Слов в тексте: 3213
Число предложений: 186

ИНФОРМАЦИЯ ОБ ОТЧЕТЕ

Начало проверки: 28.05.2022 23:43:30
Длительность проверки: 00:00:04
Комментарии: не указано
Модули поиска: Интернет Free



ЗАИМСТВОВАНИЯ

7,29%

САМОЦИТИРОВАНИЯ

0%

ЦИТИРОВАНИЯ

0%

ОРИГИНАЛЬНОСТЬ

92,71%

Заимствования — доля всех найденных текстовых пересечений, за исключением тех, которые система отнесла к цитированиям, по отношению к общему объему документа. Самоцитирования — доля фрагментов текста проверяемого документа, совпадающий или почти совпадающий с фрагментом текста источника, автором или соавтором которого является автор проверяемого документа, по отношению к общему объему документа.

Цитирования — доля текстовых пересечений, которые не являются авторскими, но система посчитала их использование корректным, по отношению к общему объему документа. Сюда относятся оформленные по ГОСТу цитаты; общеупотребительные выражения; фрагменты текста, найденные в источниках из коллекций нормативно-правовой документации.

Текстовое пересечение — фрагмент текста проверяемого документа, совпадающий или почти совпадающий с фрагментом текста источника.

Источник — документ, проиндексированный в системе и содержащийся в модуле поиска, по которому проводится проверка.

Оригинальность — доля фрагментов текста проверяемого документа, не обнаруженных ни в одном источнике, по которым шла проверка, по отношению к общему объему документа.

Заимствования, самоцитирования, цитирования и оригинальность являются отдельными показателями и в сумме дают 100%, что соответствует всему тексту проверяемого документа.

Обращаем Ваше внимание, что система находит текстовые пересечения проверяемого документа с проиндексированными в системе текстовыми источниками. При этом система является вспомогательным инструментом, определение корректности и правомерности заимствований или цитирований, а также авторства текстовых фрагментов проверяемого документа остается в компетенции проверяющего.

№	Доля в отчете	Источник	Актуален на	Модуль поиска
[01]	3,9%	Свёрточная нейронная сеть http://ru.wikipedia.org	20 Сен 2017	Интернет Free
[02]	1,67%	Компьютерные системы и сети (ФКСИ) (1/2) https://bsuir.by	29 Ноя 2018	Интернет Free
[03]	1,08%	24_167_94_0_0.600_79152929 Разработка автоматизированной системы классификации товаров по изображениям http://knowledge.allbest.ru	06 Дек 2020	Интернет Free

Еще источников: 7

Еще заимствований: 0,63%

Рисунок А.1 – Отчет о проверке на заимствования

Кутняк А. В.