

Некрасов С.А.

студент Магистрант

кафедра «Информационно вычислительная техника»

2 курс, факультет «Магистратуры и Аспирантуры»

Поволжский Государственный Университет Телекоммуникаций и

Информатики

Россия, г. Самара

Научный руководитель: Алышев Ю. В.

Доцент

Кафедра «Теоретических основ радиотехники и связи»

**КЛАССИФИКАЦИЯ ДЫХАТЕЛЬНЫХ ШУМОВ С ПОМОЩЬЮ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

**CLASSIFICATION OF RESPIRATORY NOISES BY NEURAL
NETWORKS**

Аннотация: в статье описывается попытка классификации дыхательных шумов лёгких человека с помощью нейронных сетей. Статья содержит описание преобразования входных данных и методы подбора архитектуры сети.

Ключевые слова: классификация, дыхательные шумы, дыхание человека, нейронные сети, многослойный персептрон.

Nekrasov S.A.

Student Magistant

Department of «Information and computing technology»

2nd year, Faculty of «Master and Postgraduate»

Povolzhsky State University of Telecommunications and Informatics

Russia, Samara

Supervisor: Alishev Y.V.

Assistant professor

Department of « Theoretical Foundations of Radio Engineering and Communication»

Abstract: the article describes an attempt to classify respiratory noises from the lungs of a human by neural networks. The article contains a description of the transformation of the input data and methods for selecting the network architecture.

Key words: classification, respiratory noises, human respiration, neural networks, multilayer perceptron.

Аускультация легких – выслушивание, анализ и диагностика звуков, которыми сопровождается работа лёгких. Имеет почти 200-летнюю медицинскую историю¹. Тем не менее, до сих пор не удавалось автоматизировать эту диагностическую процедуру, создать технологии, которые могли бы найти применение в современной медицинской практике, и переместить данную процедуру из разряда врачебного искусства в чётко детерминированный процесс.

Вдохновившись успехами нейронных сетей за последние годы, была предпринята попытка классификации дыхательных шумов с помощью многослойного персептрона.

Найти в открытом доступе набор записей дыхания человека не так-то просто, но всё же, удалось собрать и систематизировать около 50 записей, разбив их на три класса: хрипы, крепитация (потрескивания) и отсутствие дополнительных дыхательных шумов.

Отдельной подзадачей является представление данных на вход нейронной сети. Здесь имеется большое количество подходов. Можно

¹ Аппаратура для исследования акустических характеристик легких [Электронный ресурс], - <http://ilab.xmedtest.net/?q=node/5557>

считывать отсчёты оцифрованного сигнала окнами равной длины, наложенными друг на друга, чтобы не пропустить содержащийся хрип или потрескивание, при этом длина окна подбирается так, чтобы каждое окно содержало в себе информацию о вдохе или о выдохе и не состояло полностью из отсчётов, в которых отсутствует информация о дыхании. Минус такого подхода в том, что число отсчётов может быть относительно большим и потребует ёмких вычислительных ресурсов для обучения и прямого прогона нейронной сети.

Другим вариантом представления данных является получение полного спектра сигнала. Данная характеристика не привязана ко времени и окно, содержащее в себе частотный набор, может варьироваться до относительно небольших значений. Такой подход и был использован далее.

Имея на входе записи в формате *mp3* и *wave*, были выполнены следующие преобразования входных данных для нейронной сети:

1. *Чтение отсчётов из файла.*
2. *Децимация сигнала.* Исходя из анализа набора данных, рабочим частотным диапазоном был выбран отрезок до 2кГц. Поэтому
3. было выполнено прореживание по частоте и брался каждый 11-ый отсчёт, при том, что исходная частота дискретизации файлов – 44100 Гц.
4. *Разбиение отсчётов на окна определённого размера.*
5. *Вычисление мгновенного спектра.* Для каждого окна выполняется быстрое преобразование Фурье, переводя сигнал в амплитудно-частотную форму.
6. *Вычисление полного спектра.* Полученные значения окон усредняются, в результате чего мы имеем полную амплитудно-частотную характеристику сигнала.
7. *Нормализация данных от 0 до 1.*

Результатом всех преобразований является просто массив чисел с плавающей запятой, подающийся на вход сети, и размер которого мы можем варьировать.

Теперь необходимо определиться с архитектурой нашего многослойного перцептрона. Так как не существует точного подхода позволяющего однозначно сказать сколько необходимо нейронов в слое и самих слоев для успешной классификации, были рассмотрены следующие эвристические подходы: снизу вверх и сверху вниз. Первый подход подразумевает постепенное добавление слоёв и нейронов до достижения заданного качества классификации. Вторым подходом напротив, выбирается максимально допустимое вычислительными ресурсами число слоёв и

нейронов и уменьшается до достижения минимального порога качества классификации.

С количеством скрытых слоёв и нейронов в них мы разобрались, осталось определить количество входных и выходных нейронов. Количество выходных нейронов будет равно трём – по нейрону на каждый класс, а с входными сложнее. Их число будет подбираться эвристически, так же как и число скрытых слоёв. Минимальным числом входов нейронной сети будет минимальное число необходимых признаков для обучения сети.

В качестве функции активации для скрытых и выходных слоёв была использована сигмоидальная функция, а в качестве метода обучения – алгоритм обратного распространения ошибки.

В ходе экспериментов была получена наилучшая конфигурация сети изображенная на рисунке 1. Где N – составило 64 отсчёта. Постепенное уменьшение числа нейронов в скрытых слоях способствует обобщению информации и повышению уровню абстракции на скрытых слоях сети.

Обучение сети проводилось на 30-ти записях, по 10 записей на каждый класс, и тестировалось на 15-ти записях, по 5 на каждый класс. Чтобы компенсировать небольшое количество данных для обучения и тестирования, тестовые и обучающие данные менялись и прогонялись неоднократно, чтобы получить среднюю статистику. В итоге процент успешно классифицированных образцов составил $59 \pm 3\%$.

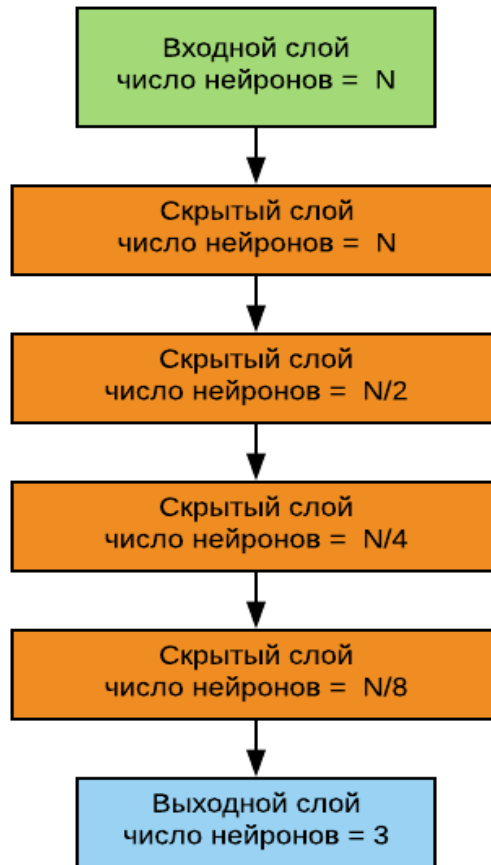


Рисунок 1 – конфигурация многослойного персептрона, где N – число входных данных

Результат скромный и даже неуместный, если речь идёт о медицине, но может быть улучшен за счёт увеличения обучающей выборки, за счёт иного представления входных данных и применения других топологий нейронных сетей.

Использованные источники:

1. Аппаратура для исследования акустических характеристик легких [Электронный ресурс], - <http://ilab.xmedtest.net/?q=node/5557>