



Рис. 1. Спектральная отражательная способность для 3-х ВБР для одномодового ВС при $\Delta\lambda=1.6$ нм (б)

Таким образом, на основе предложенной математической модели проведен численный расчет спектральных отражательных свойств системы из 3-х ВБР, сформированных в одномодовом ВС. Получены значения параметров решеток, позволяющие осуществлять стабильное спектральное разделение информационных каналов.

Литература

1. Исследования датчика Брэгговской решетки / В. В. Григорьев [и др.] // Фотон-экспресс. – 2005. – №5. – С.30.

СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АУДИОИНФОРМАЦИИ В ЗАДАЧЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЖАНРОВОЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

А. А. Сушко, А. В. Курочкин

ВВЕДЕНИЕ

Музыкальные жанры – это описания, создаваемые людьми для разделения на категории музыки. Они используются для того чтобы обозначить сходство между музыкантами или композициями, а также для организации музыкальных коллекций. Слушатели используют жанры для поиска музыки, а также для получения представления о том, понравится ли им та или иная композиция ещё до его прослушивания. В музыкальной индустрии жанры используются для поиска целевой аудитории.

На сегодняшний момент в сети Интернет существует огромное количество музыкальных файлов и различных сервисов, предоставляющих доступ к огромному объему музыки по подписке. Автоматический ана-

лиз может стать одной из услуг, с помощью которой владельцы таких сервисов будут привлекать клиентов.

В данной статье рассматривается способ построения классификатора музыкальных произведений с использованием нейронной сети. Также рассматриваются сложности, возникающие при реализации такого классификатора, и способы их решения.

СЛОЖНОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ ПО ЖАНРАМ

Задача точного определения жанра является сложной как для человека, так и для компьютера. Часто не существует общепринятого понимания того, какие характеристики имеет тот или иной жанр, как они коррелируют друг с другом. Еще одной проблемой является то, что разные люди по-разному воспринимают жанры, что приводит к несоответствиям.

Небольшое количество жанров имеет четкое определение, некоторые жанры перекрываются между собой, и отдельные записи могут в разной степени одновременно принадлежать к разным жанрам.

Из всего вышесказанного следуют один важный вопрос автоматической классификации по жанрам: какие музыкальные признаки использовать для классификации.

ПРИЗНАКИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ

Каждое музыкальное произведение характеризуется тремя основными признаками: тембром, ритмом и высотой звука.

Тембр – характеристика звука, позволяющая двум звукам с одинаковой высотой и громкостью звучать по-разному. Тембральные признаки часто называют низкоуровневыми, так как обычно они вычисляются на коротких отрезках сигнала (от 10 до 60 мс).

Основные низкоуровневые признаки, используемые в приложениях для определения жанров:

- Временные признаки – вычисляются из кадров звукового сигнала (частота переходов через ноль, коэффициенты линейного предсказания и т.д.).
- Энергетические признаки – признаки, относящиеся к энергии сигнала (энергия гармонической составляющей спектра сигнала, энергия шумовой части спектра и т.д.).
- Перцептивные признаки – признаки, относящиеся к восприятию (относительная громкость, четкость и т.д.).

Высота – свойство звука, определяемое человеком на слух и зависящее от частоты звука. С увеличением частоты колебаний растёт и высота.

Таким образом высота отвечает за частотные характеристики музыкальной композиции.

Ритм часто рассматривается как идея временной регулярности. В более общем смысле, слово «ритм» может использоваться для обозначения всех временных аспектов музыкального произведения. Ритмический рисунок зачастую является важной особенностью того или иного жанра.

РЕАЛИЗАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО КЛАССИФИКАТОРА

Учитывая, что музыка – то совокупность несчетного числа звуков просто так подать ее на вход нейронной сети не выйдет, соответственно необходимо определить, что именно сеть будет поучать на вход. В качестве опорных данных было решено, что выделить нужно некоторое представление о частотах звуков, которые используются в музыке.

Решение о том, что нужно выделить именно частоты было принято по ряду причин:

- Частотный диапазон для каждого музыкального инструмента различен (табл. 1) [1].
- Чувствительность слуха в зависимости от частоты различна.
- Насыщенность музыкального трека определенными частотами достаточно индивидуальна.

Таблица 1

Частотные диапазоны музыкальных инструментов

Музыкальный инструмент	Частотный диапазон
Скрипка	196 – 2100 Гц
Акустическая гитара	82 – 1175 Гц
Электрическая гитара	82 – 1570 Гц
Электрическая бас-гитара	41 – 250 Гц
Кларнет	147 – 1570 Гц
Рояль	27 – 4200 Гц

Для выделения частотной насыщенности в треке на каждом временном интервале можно воспользоваться данными быстрого преобразования Фурье. Для получения этих данных из композиции, было решено использовать библиотеку Web Audio API, которая позволяет получать данные FFT и производить анализ в реальном времени [3].

Необходимо определить, на сколько частотных диапазонов делить искомый звук, от этого параметра зависит то, насколько детализированным будет результат анализа, но и соответственно даст большую нагрузку на нейронную сеть (ей потребуется больше нейронов, чтобы оперировать большими данными). Для нашей задачи возьмем 1024 града-

ции, что даст достаточно детальный спектр и сравнительно небольшое количество информации на выходе [2, 120].

Теперь нужно определиться с параметрами нейронной сети. Для данной работы использовалась сеть, в которой во входном слое 1024 нейрона, в скрытом – 100 нейронов и на выходе – 1 нейрон. Количество нейронов на выходе обусловлено поставленной задачей. Необходимо определить «хорошее» музыкальное произведение и «плохое», по мнению пользователя. «Хорошими» считались треки, принадлежащие жанру легкий рок, джаз, инди, транс и т.п. «Плохими считались треки жанра hard rock, dubstep, электроника и т.п.

РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕСТИРОВАНИЯ КЛАССИФИКАТОРА

На вход нейронной сети подавались музыкальные композиции различных жанров, которые распределялись на два класса «хорошие» и «плохие». Разделение на представленные классы является достаточно субъективным и зависит от предпочтений пользователя. Результаты классификации «хороших» треков представлены в таблице 2, а «плохих» в таблице 3.

Таблица 2

Результаты классификации «хороших» треков

Музыкальные композиции	Результат классификации
Би-2 – Мы не ангелы	0,9981
Hurts – Illuminated	0,0005
Linking Park – My December	0,9695
Сплин – Мое сердце	0,9314
One republic – Counting stars	0,8874
Linking Park – in the end	0,0004

Таблица 3

Результаты классификации «плохих» треков

Музыкальные композиции	Результат классификации
Kiss – Detroit Rock City	0,00046
Slipknot – Before I forget	0,00031
Стас Михайлов – Ну вот и все	0,00002
Dubstep	0,00371
50cent – A-1	0,99722
Eminem - Warrior	0,99804

По данным таблицы 2 и таблицы 3 можно заметить, что созданный классификатор справляется с поставленной задачей, но также он имеет ошибки первого и второго рода. Это может быть связано с рядом причин:

- Маленькая обучающая выборка.
- Малое количество нейронов в скрытом слое.
- Неэффективная конфигурация нейронной сети.

На разработанном классификаторе было проверено 48 музыкальных композиций. Из них нейронная сеть правильно распознала 35 треков. Ошибок первого рода: 18 %. Ошибок второго рода: 9 %.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе реализован классификатор музыкальных композиций. Исследована работа «простейшей» нейронной сети в задаче классификации музыкальных произведений. Проведен вычислительный эксперимент по классификации музыкальных произведений, представлены полученные результаты.

Литература

1. Интернет-адрес: <http://www.lexamusic.com/sound/sound1.htm>.
2. Яцков Н.Н. Интеллектуальный анализ данных // БГУ 2014. С. 100–142.
3. Интернет-адрес: <http://html5.by/blog/audio/>

ОБНАРУЖЕНИЕ VOIP-ТРАФИКА В КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЯХ

В. А. Чуйко

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время различным компаниям требуется доступная, универсальная телекоммуникационная платформа, которая сочетает в себе высокое качество телефонных услуг с широкими функциональными возможностями и простотой в эксплуатации и обслуживании, которые отсутствуют в традиционных телефонных системах [1].

Всем этим требованиям отвечают системы VoIP (Voice over Internet Protocol – это технология которая обеспечивает передачу голоса в сетях с пакетной коммутацией по протоколу IP) [2].

С ростом незаконной деятельности, VoIP является прибыльным местом заработка для преступников, зарабатывающих огромные доходы и причиняющих значительные финансовые потери государству и различным компаниям. Обнаружение VoIP-трафика – сложная задача, так как многие отечественные интернет-пользователи юридически используют VoIP для прямой связи «точка-точка». Это требует тщательного статистического и поведенческого анализа сетевого трафика в течение определенного периода времени для выявления и обнаружения IP-адресов, вовлеченных в преступную деятельность.

В связи с этим большую актуальность приобретает анализ сетевого трафика с развитием и появлением новых сетевых протоколов прикладно-