

3) оценка качества диагностики.

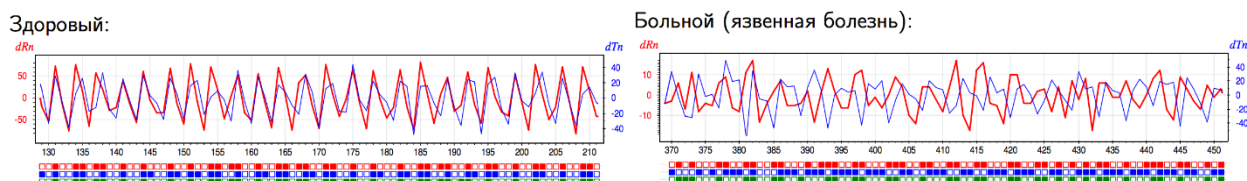


Рис. 1 – Различия в знаках приращения интервалов (dR_n), амплитуд (dT_n) и углов ($d\alpha_n$) кардиоциклов у здоровых и страдающих различными заболеваниями людей.

Технология применяется на протяжении последних 15 лет, за это время накоплены данные о двадцати тысячах больных пациентов, включающие несколько десятков заболеваний. Произведенные эксперименты на базе моделей машинного обучения по одной электрокардиограмме демонстрируют высокую точность определения широкого спектра заболеваний. В настоящее время компания CardioQVARK занимается разработкой мобильного устройства для проведения первичной диагностики, в основе которого лежит описанный метод. Устройство позволяет снимать данные ЭКГ пациентов с высокой частотой квантования сигнала – до 20 кГц, что является существенным техническим преимуществом, задающий новый для компактных приборов уровень функциональности, глубины и детальности диагностики, сравнимый с медицинским оборудованием.

Вданный момент устройство нельзя назвать популярным, им пользуется около 3000 человек. Собранных данных недостаточно много. Но, учитывая потенциал устройства, его функционал можно будет расширить с ростом количества собранных данных – появится возможность для построения более сложных моделей диагностирования заболеваний, расширить список распознаваемых болезней, в конечном счете избавиться от необходимости в частых консультациях высококвалифицированного врача.

Список использованных источников:

1. Успенский В.Н. Информационная функция сердца. Теория и практика диагностики заболеваний внутренних органов методом информационного анализа электрокардиосигналов. // Москва: Экономика и информатика, 2008. 116 с.
2. Успенский В.М., Воронцов К.В. Статистическая проверка технологии информационного анализа электрокардиосигналов для диагностики заболеваний внутренних органов // V Международная конференция «Математическая Биология и Биоинформатика», 19 окт.-24 окт. 2014 года, Пущино, Московская обл. Российская Федерация.
3. Бекмачев А., Садовский С., Сунцова О. Российский прорыв: чехол-кардиограф для смартфона CardioQVARK // Электронный-ресурс, 2016. Режим доступа: http://cardioqvark.ru/science/science_9.html

МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ СЛЕПОГО РАЗДЕЛЕНИЯ СИГНАЛОВ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Киклевич У.С.

Лавникевич Д.А. – ассистент каф. ЭВМ

Одной из актуальных задач цифровой обработки сигналов является задача разделения и выявления отдельных звуковых волн из сплошного звукового потока. Если слушатель находится в помещении, полном источников звука, то возникает вопрос, как мозгу удастся понять и идентифицировать каждый источник? Данная проблема получила название «эффект коктейльной вечеринки». Таким образом, Cocktail Party Problem – психоакустический феномен, который относится к удивительной способности человека анализировать и распознавать один источник звукового потока в шумной среде [1]. Для решения этой проблемы наш мозг использует 3 последовательных шага:

1. Анализ. Самое важное, что входит в процесс анализа звука, это определение его пространственного расположения. Стоит отметить, что поступающий в мозг поток звуковой информации из одного направления группируется, а из разных – разделяется.
2. Признание. Процесс признания включает в себя распознавание шаблонов речи и нейробиологические механизмы, с помощью которых человек может относительно легко идентифицировать сегрегированный звук из нескольких потоков.
3. Синтез. Процесс синтеза представляет собой реконструкцию отдельных звуковых волн из целого потока. Это позволяет человеку получить информацию от источника и обработать ее [2]. Синтез является самой важной частью в распознавании звука для мозга, и это представляет самую большую проблему для реализации.

Человеческая система восприятия состоит из двух ушей и слуховых путей. Эта сложная система

обработки информации позволяет нам не только определять частоту звука, но и местоположение источника. Следует отметить, что в ухе происходит разделение звуков различной частоты по месту их наибольшего воздействия на основную мембрану улитки и преобразование рецепторными клетками механических колебаний в нервное возбуждение. То есть, можно сказать, что человеческий слух – это система преобразования частотного сигнала во временную область. То есть по сути, является преобразованием Фурье.

Чтобы решить проблему разделения сигналов, представим входящий поток звука в виде матрицы. Пусть имеется N микрофонов и M источников звука. Тогда входные поток данных можно представить в виде вектора $s(t)$, элементами которого станут звуковые потоки, полученные с микрофонов s_i . Результатом расшифрованных волн в свою очередь станет вектор $p(t)$:

$$s(t) = \begin{cases} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \dots \\ s_n(t) \end{cases} p(t) = \begin{cases} p_1(t) \\ p_2(t) \\ \dots \\ p_m(t) \end{cases}$$

Каждый $s_i(t)$ – есть совокупность источников звука. Тогда, для того, чтобы идентифицировать каждый из них, необходимо найти такую матрицу коэффициентов C , что:

$$p(t) = C * s(t)$$

Для решения этой задачи на уровне вычислительной машины, хорошо подойдет мультимедийный фреймворк GStreamer. GStreamer является «ядром» мультимедийных приложений, таких, как видеоредакторы, потоковые серверы и медиаплееры. С помощью данного фреймворка, появится возможность интегрировать полученное решение во многие приложения без проблем с адаптацией.

Над решением задачи слепого разделения сигналов ученые задумались еще в начале 20 века. Ниже приведены некоторые из основных подходов в реализации:

1) Анализ независимых компонент.

Сущность анализа независимых компонент может быть сформулирована следующим образом: с учетом мгновенного линейного смешивания сигналов, создаваемых набором источников, разрабатывается алгоритм, который использует статистический дискриминант для дифференцирования этих источников таким образом, чтобы обеспечить разделение сигналов источника слепым (то есть бесконтрольным) способом [3]. Из этого утверждения очевидно, что теория анализа независимых компонент, и задача слепого разделения источников являются неразрывно связанными.

Известно, что если необходимо добиться слепого разделения мгновенного линейного смешивания независимых исходных сигналов, то должно быть характерно отклонение от простейшей модели источника: независимо и одинаково распределенная гауссова модель. Отклонение может возникнуть тремя различными способами, в зависимости от того, какое из характерных предположений, воплощённых в этой простой модели источника, нарушено [4]:

- Негауссова модель
- Гауссова нестационарная модель
- Гауссова, стационарная модель коррелирования по времени

Эти алгоритмы отличаются друг от друга способом, по которому используется информация об источнике, присущая статистике высших порядков.

2) Временная связующая и колебательная корреляция

Это первая теория, в которой человеческая система восприятия звука была взята за основу.

Теория временной связующей была наиболее изящно иллюстрирована Фон Дер Мальсбургом. В своем техническом отчете «корреляционная теория функции мозга» он предположил, что механизм связывания между пресинаптическими и постсинаптическими действиями осуществляются путем корреляционного соотношения, а также силой синапсов [5]. Когда синхронность между пресинаптическими и постсинаптическими нейронами сильная (слабая), сила будет соответственно увеличиваться (уменьшаться) во времени. Синхронный механизм позволяет нейронам быть связанными с несколькими активными группами одновременно и образуют топологическую сеть. Более того, Мальсбург предложил динамическую архитектуру линии связи, чтобы решить проблему временной связующей, путем позволения нервным сигналам колебаться во времени и с помощью синхронизации этих наборов нейронов, которые должны быть связаны друг с другом в более высоком уровне. В частности, он разработал нейронный процессор распознавания звука, который использует синхронизацию и десинхронизацию чтобы разделить на сегменты сенсорные вводы данных.

3) Кортроническая сеть.

Идея так называемой кортронической сети, которая, по сути, является нейронной сетью, была мотивирована тем, что человеческий мозг использует эффективную схему разбора кодирования для извлечения особенностей сенсорных входов и получает доступ к ним через ассоциативную память.

Для данного подхода к решению проблемы самой сложной задачей стала идентификация источника. Поэтому только один микрофон используется для записи слуховой сцены. Однако предполагается, что слушатель будет знаком с интересующим языком обсуждения и игнорирует другие происходящие в это время разговоры. Все источники звука должны говорить на одном языке и иметь одинаковые голосовые качества. Цель данной нейронной сети заключается в определении одной участвующей интересующей речи. По существу, это модель ассоциативной памяти [6]. Она состоит из трех отдельных слоев: звуковой ввод образа, звуковая обработка и обработка текстов. Для своей работы кортроническая сеть опирается на два предположения:

- Машина имеет осведомленность об используемых речевых сигналах (например, контекст языка).
- Методология, используемая для проектирования данной сети, находится в рамках ассоциативной памяти и идентификации образов.

Рассмотрев существующие подходы к решению задачи слепого разделения сигналов, можно заметить, что совершенного метода на данный момент не найдено. Человеческий мозг обладает неоспоримым преимуществом в способности справляться с проблемой гибко и эффективно, однако следует отметить, что техническая реализация сложна, но все же возможна.

Список использованной литературы:

- 1) Arons, B. A review of the cocktail party effect. Journal of the American Voic. 1992.
- 2) Warren, R. M. (1970). Perceptual restoration of missing speech sounds. Science, 167, 392–393.
- 3) Amari, S. Estimating functions of independent component analysis for temporally correlated signals. Neural Comput. 2000 Sep;12(9):2083-107.
- 4) Amari, S., & Cichocki, A. Adaptive blind signal processing - neural network approaches. Proceedings of the IEEE (Volume: 86, Issue: 10, Oct 1998)
- 5) von der Malsburg, C. (1981). The correlation theory of brain function. (Internal Rep. 81-2). Göttingen: Department of Neurobiology, Max-Planck-Institute for Biophysical Chemistry.
- 6) Sagi, S., Nemat-Nasser, S. C., Kerr, R., Hayek, R., Downing, C., & Hecht-Nielsen, R. (2001). A biologically motivated solution to the cocktail party problem. Neural Computation, 13, 1575–1602.
- 7) Давенпорт В. Б. Введение в теорию случайных сигналов и шумов. – М.: ИЛ, 1960.
- 8) J.R. Simpson, Gerard Roma, Mark D. Plumbley. Deep Karaoke: Extracting Vocals from Musical Mixtures Using a Convolutional Deep Neural Network, 17 Apr 2015.

СОВРЕМЕННЫЕ БЕСПРОВОДНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В МИКРОПРОЦЕССОРНЫХ СИСТЕМАХ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Изник Е.А.

Селезнев И.Л. – к.т.н., доцент

Несмотря на широко развивающиеся сети 4G и 5G, технология Wi-Fi не отстает в развитии и не собирается уходить из ниши компьютерных сетей, тем более сегмент применения именно Wi-Fi достаточно широк.

Новый стандарт WiFi – 802.11ad с рабочим диапазоном 60 GHz. Для диапазонов 2.4 и 5 GHz схема распределения спектра хорошо изучена и для пользователей сетей достаточно знакома. На этом фоне план частот для диапазона 60GHz может выглядеть достаточно необычно. Для данного стандарта в различных странах выделены разные спектры частот, что изображено на рисунке 1.

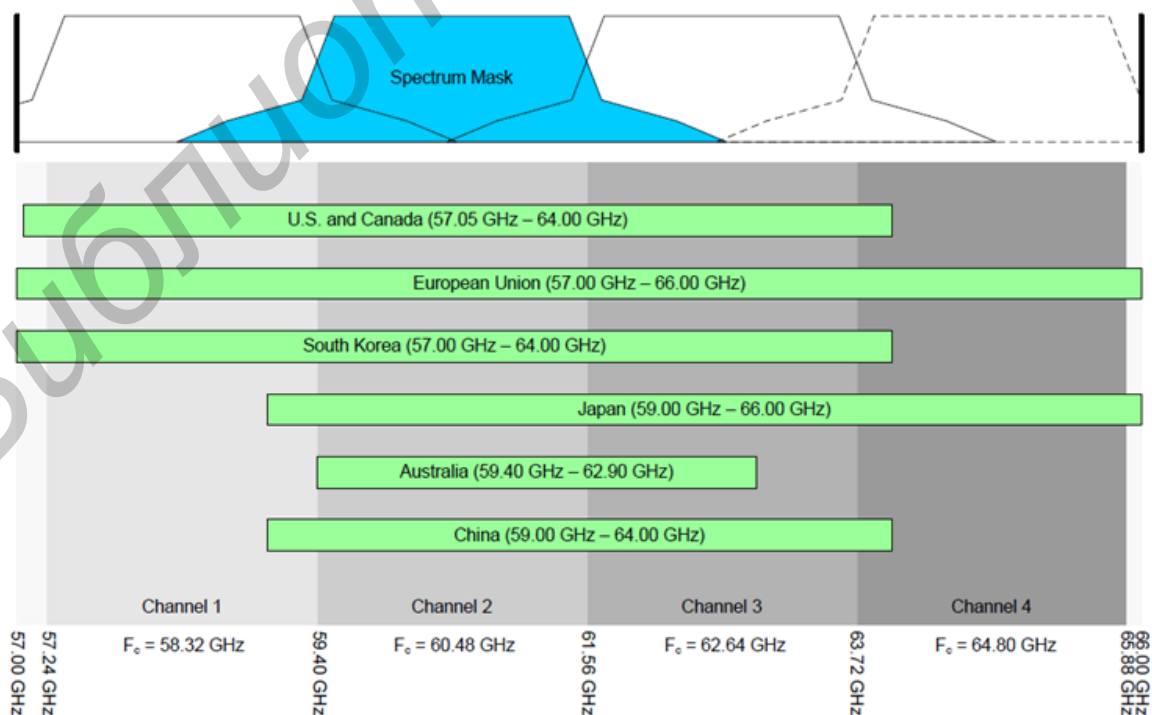


Рис. 1 – Частотное распределение спектра