

Информационные технологии

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ОБЪЯСНИМОГО АНСАМБЛЕВОГО ЭМПИРИЧЕСКОГО МОДАЛЬНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ И МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ КАРДИОСИГНАЛА ИЗ RSSI WI-FI В ЗАДАЧЕ ОДНОВРЕМЕННОГО ТРЕКИНГА МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ

Е.М. Кузнецов^{1,*}, Ю.В. Трофимов², А.Н. Аверкин^{1,3}, М.А. Лопатин¹

¹Государственный университет «Дубна», г. Дубна, Россия

²Объединенный институт ядерных исследований, г. Дубна, Россия

³ФИЦ «Информатика и управление» РАН, г. Москва, Россия

e-mail: Kot454556@yandex.ru

Введение. RSSI Wi-Fi может использоваться как массовый источник косвенных наблюдений за малой периодической подвижностью тела [1, 2]. Однако такой сигнал подвержен искажениям из-за флуктуаций сетевого трафика, многолучевого распространения, положения человека относительно приёмника и неравномерного прихода пакетов. Для работы с такими данными реализован алгоритмический контур выделения слабой периодической компоненты, сопоставляемой с частотой сердечных сокращений по данным нагрудного датчика *Polar H10*. Основная задача состоит в совместной оценке частотной компоненты и качества временного окна, определяющего пригодность результата для отображения.

Постановка задачи и экспериментальная схема. Рассматривается прототип с одной точкой приёма RSSI на ESP8266, фильтрацией источника по MAC-адресу и фиксированным радиоканалом. Лабораторная установка включает роутер, ESP8266, ПК, выполняющий роль источника пакетов и сервера обработки, а также нагрудный датчик *Polar H10*, используемый как эталон частоты сердечных сокращений [3]. Численная оценка выводится в интерфейс только при выполнении условий контроля качества. Для проверки связи качества RSSI-окна с положением человека введена зональная разметка А, С, В. Зоны соответствуют различным положениям человека относительно линии роутер–ESP8266: от более устойчивого прохождения сигнала до частичного затенения телом и изменения многолучевой картины. Такая разметка используется для сопоставления ошибки оценки и признаков качества окна с грубым положением человека.

Метод. Алгоритм включает предобработку RSSI-окна, разложение сигнала на эмпирические модовые функции и последующий частотный анализ. На этапе предобработки используются временные метки пакетов, интерполяция неравномерной сетки отсчётов, подавление тренда и полосовая фильтрация. Затем применяется ансамблевое эмпирическое модальное разложение для выделения колебательных компонент [4]. Метод главных компонент используется для выбора информативной комбинации эмпирических модовых функций (*IMF*) и оценки доли объяснённой дисперсии [5]. После этого в физиологическом диапазоне ищется доминирующий спектральный максимум. Для контроля качества формируется вектор диагностических признаков временной сетки и спектра: вариация межпакетных интервалов, объём интерполяции при дефиците отсчётов, отношение сигнал/шум и доля дисперсии первой главной компоненты *PCA*.

Объяснимость оценки. Объяснимость обеспечивается не отдельной постобработкой «чёрного ящика», а устройством самого контура обработки. Для каждого окна фиксируются промежуточные структуры данных: отфильтрованный RSSI-сигнал, набор эмпирических модовых функций, *PCA*-компонента, спектральный максимум и вектор диагностических признаков. На этой основе статусная модель интерфейса переводит окно в одно из состояний: доверенное значение, ориентировочное значение или отсутствие данных для показа. В потоковом режиме статус определяется внутренними признаками окна, а сопоставление с *Polar H10* используется для экспериментальной проверки выбранных порогов и оценки ошибки.

Результаты. В предварительном сравнении на записанных окнах связка *EEMD+PCA* обеспечила меньшую среднюю ошибку относительно *Polar H10*, чем контрольные методы на основе спектрального анализа и вейвлет-преобразования [6]. При потоковой обработке данных, поступающих в реальном времени, выявлено ограничение: высокий уровень отношения сигнал/шум не всегда соответствует малому расхождению с *Polar H10*. Это указывает на риск ложноположительного захвата квазипериодических артефактов движения, дыхания или сетевого трафика. Для снижения этого риска статус окна в реальном времени определяется не только *SNR*, но и признаками временной сетки, объёмом интерполяции и вкладом *PCA*-компоненты, прошедшими проверку при сопоставлении с *Polar H10*. Если окно имеет высокий разброс межпакетных интервалов, избыточный объём интерполяции при

дефиците исходных отсчётов или слабую выраженность *PCA*-компоненты, результат сохраняется в набор данных, но помечается как ненадёжный для визуального вывода.

Вывод. Показано, что *RSSI Wi-Fi* на массовом оборудовании позволяет выделять слабую периодическую компоненту, сопоставимую с пульсовой активностью, в отдельных временных окнах. Точность выделения лимитируется сетевым джиттером, движением человека и интерполяционными искажениями при дефиците исходных отсчётов. Основной результат работы состоит в прозрачной маркировке качества окна по признакам временной сетки, спектра и *PCA*-компоненты с экспериментальной проверкой по *Polar H10*. Дальнейшее развитие связано с несколькими точками приёма, расширением зонального набора данных и обучением модели, учитывающей признаки качества окна.

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124112200072-2).

Литература

1. Ge Y., Taha A., Shah S.A., Dashtipour K., Zhu S., Cooper J., Abbasi Q.H., Imran M.A. Contactless WiFi Sensing and Monitoring for Future Healthcare — Emerging Trends, Challenges, and Opportunities // *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. 2023. Vol. 16. P. 171–191. DOI: 10.1109/RBME.2022.3156810.
2. Patwari N., Brewer L., Tate Q., Kaltiokallio O., Bocca M. Breathfinding: A Wireless Network That Monitors and Locates Breathing in a Home // *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. 2014. Vol. 8. № 1. P. 30–42. DOI: 10.1109/JSTSP.2013.2287473.
3. Gilgen-Ammann R., Schweizer T., Wyss T. RR Interval Signal Quality of a Heart Rate Monitor and an ECG Holter at Rest and During Exercise // *European Journal of Applied Physiology*. 2019. Vol. 119. № 7. P. 1525–1532. DOI: 10.1007/s00421-019-04142-5.
4. Wu Z., Huang N.E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method // *Advances in Adaptive Data Analysis*. 2009. Vol. 1. № 1. P. 1–41. DOI: 10.1142/S1793536909000047.
5. Jolliffe I.T. Principal Component Analysis. 2nd ed. New York: Springer, 2002. 488 p. DOI: 10.1007/b98835.
6. Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way. 3rd ed. Amsterdam: Academic Press, 2009. 832 p. ISBN 978-0-12-374370-1.