

СТАТИСТИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА ИНФОРМАТИВНОСТИ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ, ПОЛУЧЕННЫХ ИЗ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММ

Богданов М. А.^{1,2}, Картак В. М.^{1,2}, Думчиков А. А.¹, Фабарисова А. И.¹

Проведена статистическая оценка информативности биометрических признаков, выделенных из электрокардиограмм. Было установлено, что амплитудные и временные признаки PQST-областей электрокардиограмм обладают достаточно большой дисперсией и трудно разделяются. Для надежной биометрической идентификации личности требуется пространство таких признаков достаточно большой размерности. На основании существующих признаков были сгенерированы новые признаки методом бутстреп. Новые признаки показали гораздо меньшую дисперсию. Было показано, что надежная идентификация личности возможна при совместном использовании значений амплитуды в S- и T-областях кардиоцикла.

Российский кардиологический журнал. 2018;23(7):84–91

<http://dx.doi.org/10.15829/1560-4071-2018-7-84-91>

Ключевые слова: биометрическая идентификация личности, электрокардиограмма.

Конфликт интересов: не заявлен.

¹ФГБУ ВО Башкирский государственный педагогический университет им. М. Акмуллы, Уфа; ²ФГБОУ ВО Уфимский государственный авиационный технический университет, Уфа, Россия.

Богданов М. А.* — доцент кафедры прикладной информатики, к.б.н., доцент кафедры вычислительной математики и кибернетики, ORCID: 0000-0003-1775-5920, Картак В. М. — профессор кафедры прикладной информатики, д.ф.-м.н., зав. кафедрой защиты информации, ORCID: 0000-0001-8167-829X, Думчиков А. А. — студент Института исторического и правового образования, ORCID: 0000-0001-9227-4241, Фабарисова А. И. — аспирант кафедры прикладной информатики, ORCID: 0000-0002-4426-1750.

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author):
bogdanov_marat@mail.ru

ЭКГ — электрокардиограмма.

Рукопись получена 05.11.2017

Рецензия получена 09.12.2017

Принята к публикации 24.12.2017

STATISTICAL ASSESSMENT OF BIOMETRICAL SIGNS BY ELECTROCARDIOGRAPHY

Bogdanov M. A.^{1,2}, Kartak V. M.^{1,2}, Dumchikov A. A.¹, Fabarisova A. I.¹

Statistical analysis performed, of the informativity of biometric signs of electrocardiogram. It was found that amplitude and time parameters of PQST areas of electrocardiograms show enough dispersion and are not easily distinguished. For reliable biometric personal identity identification quite a range of such signs is needed. Based on the known signs, novel signs were formulated via the bootstrap method. The novel signs presented much lower dispersion. It was found, that reliable identification of personality is possible with combined usage of the amplitudes in S- and T-areas of cardiocycle.

Russ J Cardiol. 2018;23(7):84–91

<http://dx.doi.org/10.15829/1560-4071-2018-7-84-91>

Key words: biometric personal identity, electrocardiogram.

Conflicts of Interest: nothing to disclose.

¹M. Akumulla Bashkir State Pedagogic University, Ufa; ²Ufa State Aviation Technical University, Ufa, Russia.

Bogdanov M. A. ORCID: 0000-0003-1775-5920, Kartak V. M. ORCID: 0000-0001-8167-829X, Dumchikov A. A. ORCID: 0000-0001-9227-4241, Fabarisova A. I. ORCID: 0000-0002-4426-1750.

В начале 2000-х годов было установлено, что в электрокардиограммах (ЭКГ) содержатся инвариантные признаки, не зависящие от физического и психоэмоционального состояния человека, позволяющие осуществлять биометрическую идентификацию личности [1, 2]. Считается, что ЭКГ практически невозможно подделать [1].

Несмотря на большие перспективы идентификации личности по ЭКГ существует ряд проблем. В частности, нет единого мнения относительно того, какие биометрические признаки лучше использовать для идентификации.

Существующие на сегодняшний день методы идентификации личности по ЭКГ можно разделить на две группы: те, которые используют характерные точки

ЭКГ (fiducial marks) и те, которые их не используют. К первой категории методов можно отнести подходы, использующие временные, амплитудные и морфологические особенности электрокардиосигнала, ко второй — методы, основанные на анализе автокорреляционных, фазовых и частотных свойств ЭКГ [1].

Временные признаки. Чаще всего используются временные признаки, включающие длительность различных фаз кардиоцикла (рис. 1) и временные интервалы между ними, иногда используются расстояния между R-пиками [3].

Амплитудные признаки. Ряд авторов указывает на межличностную вариабельность амплитуды пиков кардиоцикла, измеренных относительно R-пика (рис. 2) [1, 4].

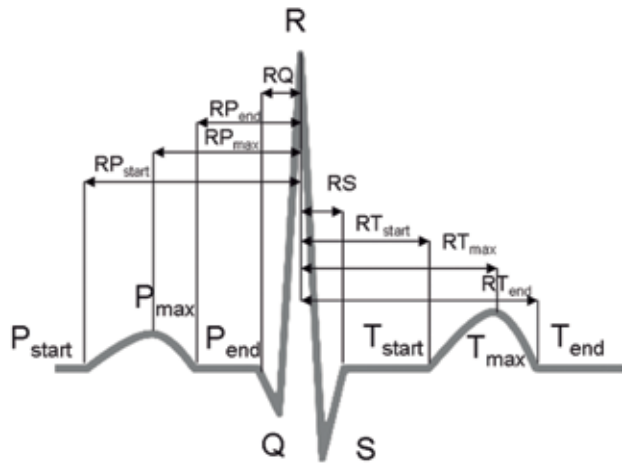


Рис. 1. Временные признаки, выделенные из кардиоцикла [1].

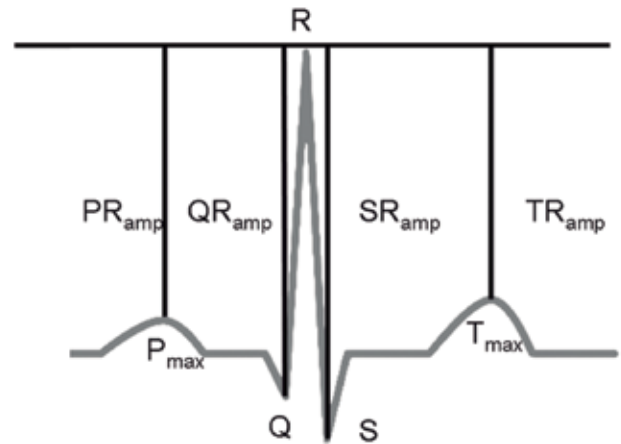


Рис. 2. Амплитудные признаки, измеренные относительно R-пика [1].

Морфологические признаки. Морфологические признаки несут информацию о форме как всей ЭКГ в целом, так и образующих ее P-QRS-T — интервалов. Самым простым способом выделения таких признаков является усреднение величин, полученных из характерных интервалов кардиоцикла, которые были отцентрированы по R-пикам [5-7]. Некоторые исследователи предлагают использовать в качестве биометрических признаков углы наклона между сегментами, например, между сегментами ST и RS [3].

Подходы, не использующие характерные точки. Временные, амплитудные и морфологические признаки требуют тщательного выявления характерных точек, при этом полученные результаты зависят от процедуры распознавания. Преодолеть эти ограничения можно с помощью методов, не предполагающих использования характерных точек.

Признаки, основанные на автокорреляции. Первая подобная работа была выполнена Платаниотисом и Хацинакосом [8]. Авторы случайным образом отбирали 5 секундный интервал из ЭКГ и оценивали ее нормированную автокорреляцию. Исследователями были выявлены биометрические признаки, инвариантные к временному сдвигу.

Анализ фазового пространства. Фанг установил, что анализ фазовой траектории нормализованных по амплитуде ЭКГ с задержкой (4-36 мс) позволяет выявлять ранее не известные биометрические признаки [9].

Исследование частотных характеристик сигнала. Некоторые авторы сосредоточили свое внимание на изучении частотных характеристик ЭКГ. При выделении биометрических признаков из ЭКГ они использовали такие методы, как линейное предсказательное кодирование, преобразование Гильберта-Хуанга, вейвлет-преобразование, быстрое преобразование Фурье и другие [1].

Отбор признаков. Количество признаков, выделенных из ЭКГ, обычно бывает избыточным [1]. Это может стать проблемой для приложений реального времени. Для уменьшения размерности признакового пространства можно использовать метод главных компонент или линейный дискриминантный анализ. Кроме того, ряд авторов предлагает использовать дискретное преобразование Фурье и дискретное вейвлет-преобразование [1].

Классификаторы. В задачах распознавания образов целью классификации является корректное сопоставление вектора признаков некому конкретному объекту. Существует целый ряд методов, использующихся для классификации ЭКГ.

Методы, основанные на определении расстояния. Для нахождения расстояния между векторами признаков можно использовать Евклидову норму, минимальное расстояние Махаланобиса или метод максимизации правдоподобия [1]. Некоторые авторы для сравнения векторов признаков используют максимальную корреляцию между двумя сигналами [1].

Нейронные сети. С математической точки зрения нейронная сеть — это некая функция, которая определенным образом разделяет объекты в многомерном пространстве. Это обстоятельство делает нейронные сети излюбленным инструментом для специалистов, занятых в области распознавания образов. Ряд исследователей предлагает использовать разновидность нейронных сетей — многослойный перцептрон для классификации ЭКГ [10].

Подытожив вышесказанное, можно сказать, что выбор тех или иных признаков, выделенных из ЭКГ, является предметом научной дискуссии. Признаки, основанные на геометрии кардиоцикла, имеют свои достоинства и недостатки. То же самое можно сказать и про признаки, учитывающие частотные характеристики электрокардиосигнала. Использование большого количества признаков повышает надежность

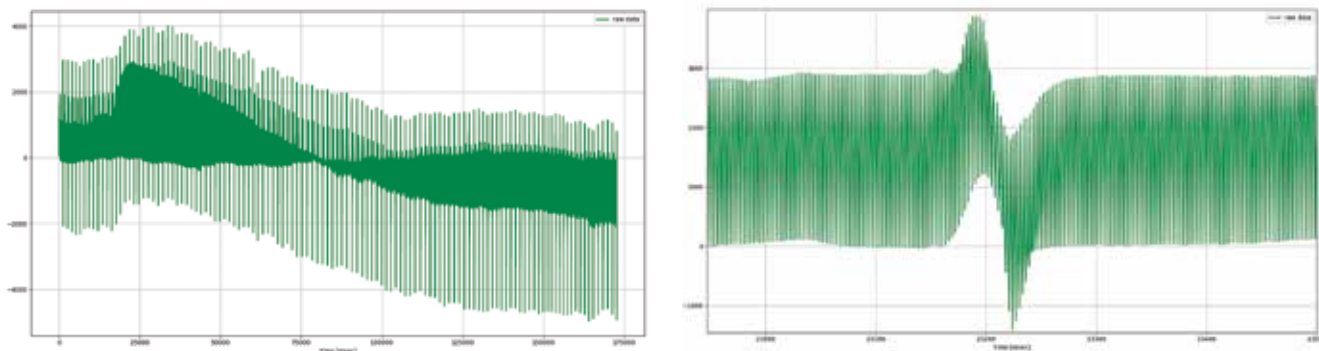


Рис. 3. Первое отведение электрокардиосигнала. Частота дискретизации 1000 Гц.

классификации, однако оборачивается большими накладными расходами. При реализации биометрических алгоритмов реального времени желателен некий компромисс между надежностью распознавания и вычислительной эффективностью. Анализ литературы показал, что вопрос выбора тех или иных биометрических признаков обычно рассматривается авторами вскользь, без количественного обоснования выбора тех или иных признаков, выделенных из электрокардиосигнала.

Цель исследования

В предлагаемой работе предпринимается попытка оценить степень информативности различных признаков ЭКГ и попытаться обосновать их применимость для биометрической идентификации. При этом мы исходили из предположения о том, что не все признаки одинаково информативны и применимы для биометрической идентификации личности. Мы остановились на амплитудных и временных признаках, используемых многими авторами в своих исследованиях. Наша работа предполагала получение выборки оцифрованных ЭКГ, ее предварительную обработку, деление электрокардиосигнала на фрагменты, центрирование фрагментов по R-пикам, выделение P, Q, S, T-точек на отцентрированных фрагментах. В качестве признаков будут выступать значения амплитуды и времени этих точек. Далее следует статистическая обработка полученного материала с целью выявления наиболее информативных признаков.

Исходные данные

При проведении исследований была использована база данных оцифрованных ЭКГ (Physikalisch-Technische Bundesanstalt, PTB), предоставленная профессором кардиологического отделения университетской клиники имени Бенджамина Франклина в Берлине, Германия, Михаэлем Оефом (Michael Oeff) Национальному институту метрологии Германии в рамках проекта PhysioNet [11]. PTB содержит

549 образцов ЭКГ, измеренных у 290 испытуемых в возрасте от 17 до 87 лет. Большинство испытуемых страдали различными нарушениями сердечно-сосудистой системы, контрольная группа включала в себя 51 здорового испытуемого. В предлагаемом исследовании были использованы ЭКГ контрольной группы исследования ($n=51$). Каждая запись ЭКГ включала в себя 12 обычных отведений (i, ii, iii, avr, avl, avf, v1, v2, v3, v4, v5, v6) и три отведения Франка (vx, vy, vz). Частота дискретизации составляла 1 кГц, разрядность — 16 бит в диапазоне напряжений $\pm 16,384$ mV.

Методика исследования

Предварительная обработка сигнала. Многие авторы предлагают перед выделением признаков из электрокардиосигнала провести его предварительную обработку. Это делается с целью устранения избыточности сигнала и удаления возможных артефактов [12]. При этом предлагается исходный кардиосигнал нарезать на фрагменты по 700 или 1000 мс, после чего синхронизировать полученные фрагменты по R-пикам [13].

На первом этапе предварительной обработки мы выделили первое отведение из электрокардиосигнала.

Как видно из рисунка 3, высокочастотный сигнал имеет низкочастотную огибающую. На следующем этапе с целью устранения избыточности к электрокардиосигналу был применен фильтр низких частот (low-pass filter) (рис. 4). Экспериментально была подобрана частота среза — 50 Гц.

Далее, электрокардиосигнал был нарезан на фрагменты длительностью по 1000 мс. Полученные таким образом фрагменты были синхронизированы по R-пикам PQRST-комплекса (рис. 5).

Из рисунка 5 видно, что после синхронизации фрагментов электрокардиосигнала по амплитуде R-пиков могут наблюдаться артефакты. Эти артефакты были удалены статистическими методами.

На следующем этапе предварительной обработки на фрагментах электрокардиосигнала были опреде-

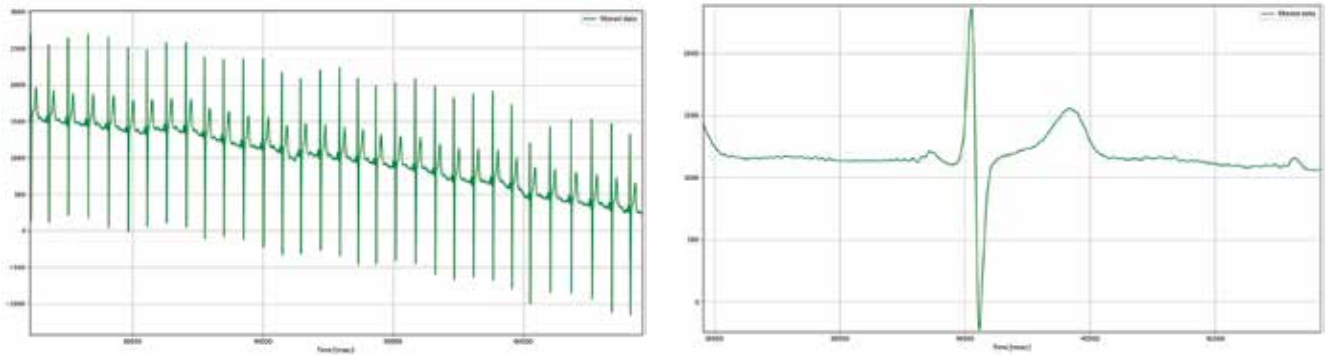


Рис. 4. Электрокардиосигнал после применения фильтра низких частот с частотой среза 50 Гц.

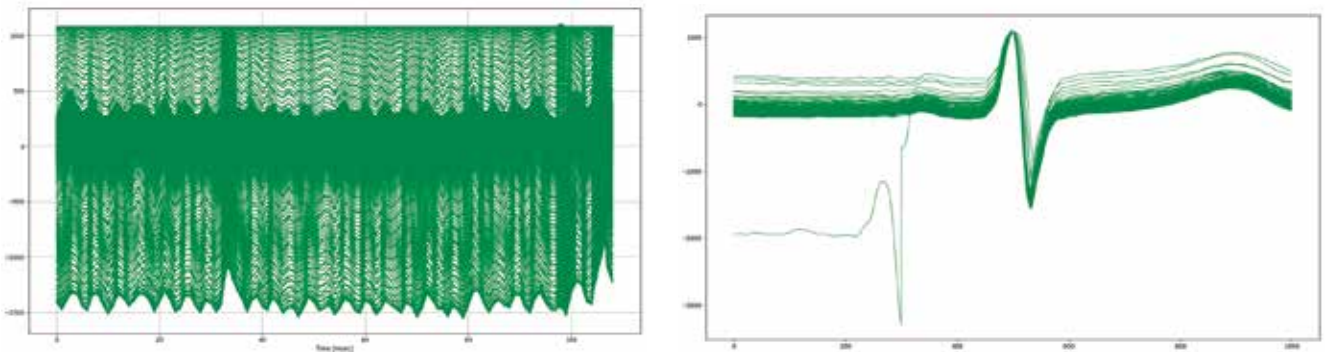


Рис. 5. Фрагменты электрокардиосигнала длительностью 1000 мс, синхронизированные по R-пикам.

Примечание: слева представлены фрагменты, не синхронизированные по амплитуде. Справа показаны фрагменты, выравненные по амплитуде R-пиков.

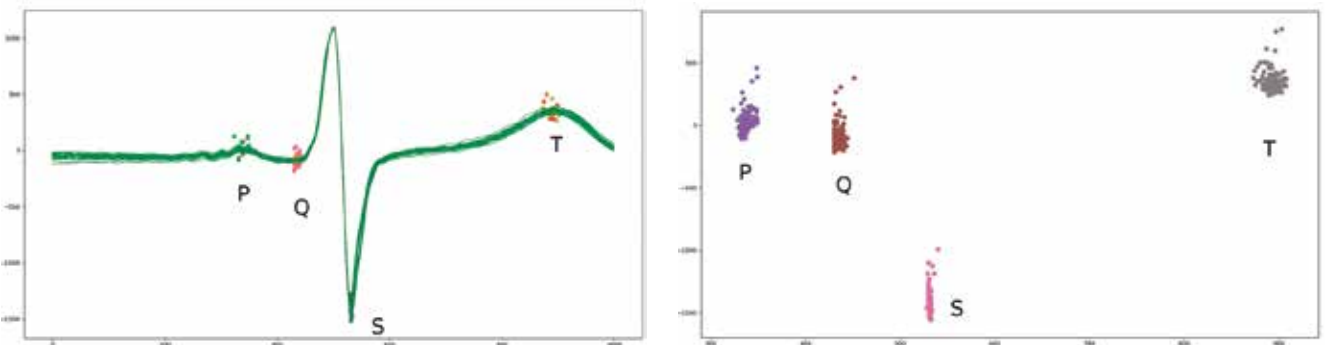


Рис. 6. Облака точек, соответствующие P, Q, S и T-областям электрокардиосигнала.

лены P, Q, S и T-области. Области R-пиков не определяли, так как по ним осуществлялась синхронизация фрагментов (рис. 6).

Из рисунка 6 видно, что облака точек обладают достаточно большой дисперсией.

Выделение признаков. Как видно из рисунка 6 после предварительной обработки электрокардиосигнала было получено четыре облака точек, соответствующих P, Q, S и T-областям кардиосигнала. У каждой точки есть две координаты — одна по оси амплитуды, вторая — по оси времени. То есть, мы суммарно имеем 8 признаков (P_{value} , P_{index} , Q_{value} , Q_{index} , S_{value} , S_{index} , T_{value} , T_{index}).

Нами была предпринята попытка оценить информативность полученных восьми признаков электрокардиосигнала и проверить гипотезу о возможности применимости этих признаков для биометрической идентификации личности с помощью ЭКГ.

Если наложить вместе облака точек всех испытуемых (рис. 7), то можно заметить, что имеет место сильное перекрытие таких областей, чуть менее выраженное в T-области электрокардиосигнала.

Далее, мы определяли достоверность различий между облаками точек P, Q, S и T-областей электрокардиосигналов испытуемых с помощью критерия Стьюдента на уровне значимости 95%. Согласно [1],

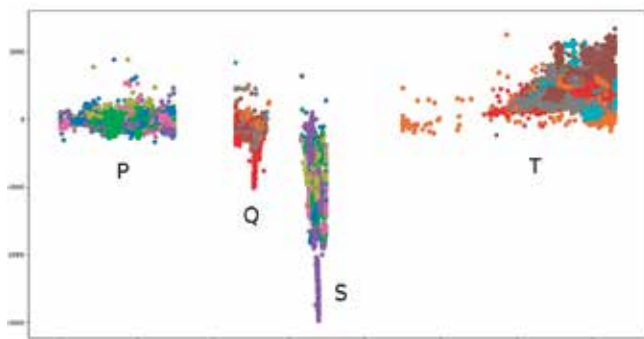


Рис. 7. Облака точек P, Q, S и T-областей, полученные из электрокардиосигналов 51-го испытуемого.

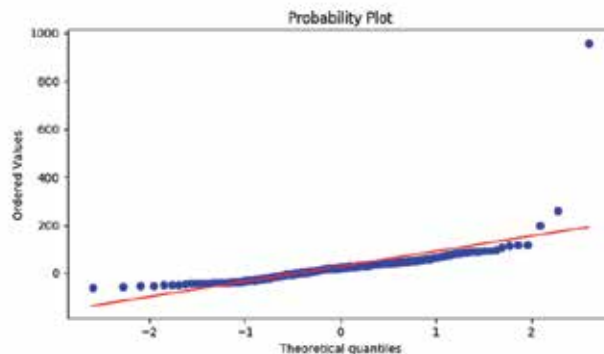


Рис. 8. QQ-тест на нормальность распределения электрокардиосигнала.

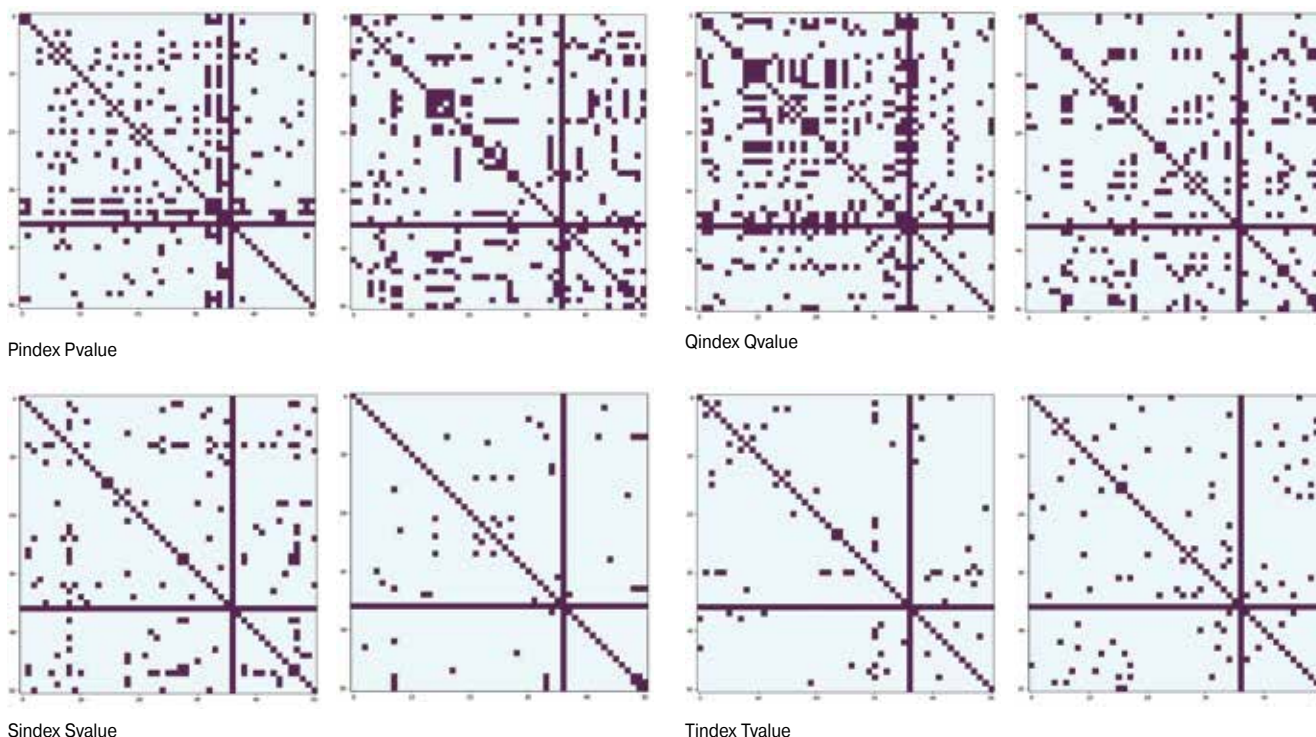


Рис. 9. Матрицы достоверности различий по 8 признакам для 51 испытуемого (Pvalue < 0,05).

Примечание: в светлых областях рисунков различия достоверны, в темных областях — недостоверны. Рисунки симметричны относительно диагоналей проходящих через левый верхний и правый нижний углы. По осям абсцисс и ординат отложены номера испытуемых (от 1 до 51).

электрокардиосигнал, как правило, подчиняются закону нормального распределения. Проведенный нами QQ-тест (рис. 8) в целом подтвердил данное предположение.

Ниже приводятся результаты определения достоверности различий по Стьюденту по восьми признакам для 51 испытуемого. Приведены матрицы достоверности различий между восемью признаками среди 51 испытуемого. Светлые области обозначают случаи достоверности различий между признаками ($P_{\text{value}} < 0,05$), темные области обозначают случаи отсутствия достоверных различий. Рисунки симметричны относительно диагонали, проходящей из верхнего левого угла в правый нижний угол.

По осям абсцисс и ординат отложены номера испытуемых (от 1 до 51).

Из рисунка 9 видно, что все восемь признаков ненадежны (встречаются случаи отсутствия достоверности различий). При этом наиболее информативным оказался признак S_{value} . На рисунке 10 показан пример совместного использования всех восьми признаков. Результат оказался лучше (успех распознавания в 98% случаях), однако, все равно встречаются случаи отсутствия достоверных различий между признаками.

Как видно из рисунка 7 облака точек PQST-областей имеют довольно большую дисперсию, что затрудняет их разделение. Кроме того, объем точек

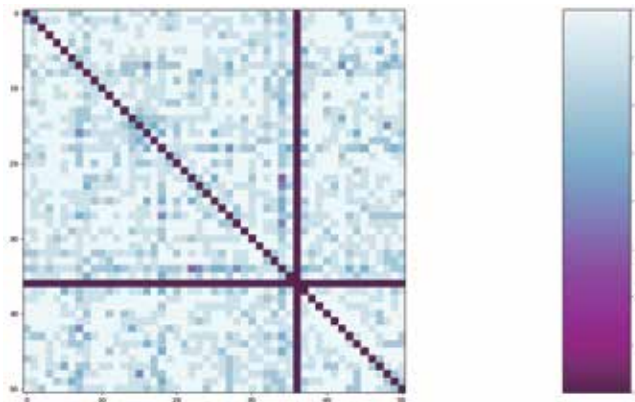


Рис. 10. Матрица достоверности различий при совместном использовании восьми признаков.

Примечание: цветом показано количество случаев достоверности различий от восьми (самая светлая область) до нуля (самая темная область). Рисунок симметричен относительно диагонали проходящей через левый верхний и правый нижний углы. По осям абсцисс и ординат отложены номера испытуемых (от 1 до 51).

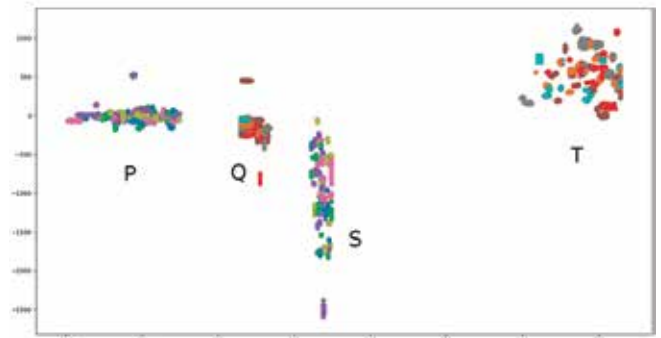


Рис. 11. Облака точек P, Q, S и T-областей 51-го испытуемого, сгенерированные с помощью бутстрепа.

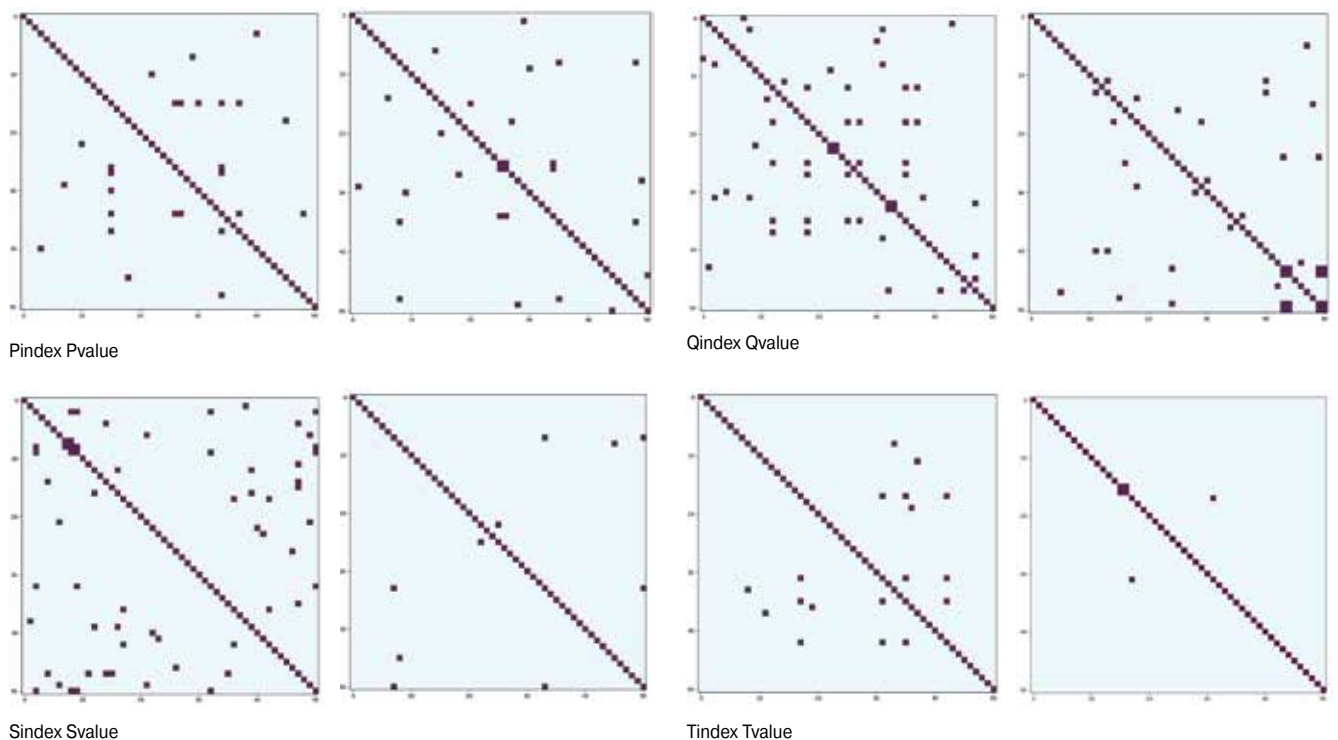


Рис. 12. Матрицы достоверности различий по 8 признакам, полученным с помощью бутстрепа для 51 испытуемого ($Pvalue < 0,05$).

Примечание: в светлых областях рисунков различия достоверны, в темных областях — недостоверны. Рисунки симметричны относительно диагоналей проходящих через левый верхний и правый нижний углы. По осям абсцисс и ординат отложены номера испытуемых (от 1 до 51).

в облаке для каждого испытуемого был различным. Нами было принято решение генерировать новые облака точек одинакового размера (200 штук) для PQST-областей, используя бутстреп — метод, широко применяемый в машинном обучении. При использовании бутстрепа генерируется выборка произвольного размера на основе существующей выборки при заданном распределении.

На рисунке 11 показаны новые облака точек, сгенерированные с помощью бутстрепа. Видно, что дисперсия уменьшилась, а в S- и T-областях электрокардиосигналов стало легче разделять облака точек. Ниже приводятся результаты определения достоверности различий между восемью признаками 51 испытуемого, сгенерированных методом бутстрепа.

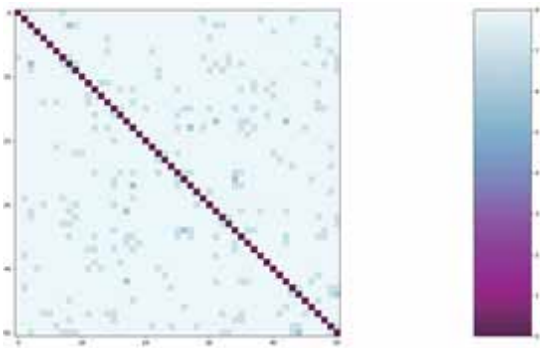


Рис. 13. Матрица достоверности различий при совместном использовании восьми признаков, полученных методом бутстреп.

Примечание: цветом показано количество случаев достоверности различий от восьми (самая светлая область) до нуля (самая темная область). Рисунок симметричен относительно диагонали, проходящей через левый верхний и правый нижний углы. По осям абсцисс и ординат отложены номера испытуемых (от 1 до 51).

Как видно из рисунка 12, результаты разделения признаков улучшились. В частности, в случае признака T_{value} наблюдалось всего два случая отсутствия достоверных различий.

Рассмотрим пример совместного использования всех восьми признаков (рис. 13).

Как видно из рисунка 13, при совместном использовании признаков, сгенерированных методом бутстреп, достоверность различий наблюдается от 6 до 8 случаях.

Результаты

В ходе проведенных исследований использовалась выборка электрокардиосигналов 51 здорового испытуемого. Электрокардиосигналы были подвергнуты предварительной обработке, в ходе которой было выделено первое отведение ЭКГ, к которому был применен фильтр нижних частот с частотой среза 50 Гц. Полученный таким образом электрокардиосигнал был нарезан на фрагменты длительностью 1000 мс. Во фрагментах были выделены R-пики PQRS-комплекса. Далее, фрагменты электрокардиосигнала были синхронизированы по R-пикам как по времени, так и по амплитуде, после чего были обнаружены и удалены возможные артефакты.

После осуществления предварительной обработки в каждом фрагменте электрокардиосигналов были выделены PQST-области, давшие в результате четыре облака точек для каждого испытуемого. На основании величины абсциссы (значение времени) и ординаты (значение амплитуды) точек были сформированы 8 признаков электрокардиосигналов испытуемых (P_{value} , P_{index} , Q_{value} , Q_{index} , S_{value} , S_{index} , T_{value} , T_{index}).

Была проведена проверка на нормальность электрокардиосигналов испытуемых методом QQ-теста. Результаты теста показали, что распределение, которому принадлежат ЭКГ, близко к нормальному.

Далее, все восемь признаков, выделенных из ЭКГ 51 испытуемого, попарно сравнивали друг с другом с целью определения достоверности различий по критерию Стьюдента на уровне значимости 95%. Было установлено, что признаки имеют довольно большую дисперсию и часто перекрываются. Данное обстоятельство не позволило нам рекомендовать ни один из них в качестве надежного инструмента биометрической идентификации. При совместном использовании всех восьми признаков точность распознавания была на уровне 98%, что хорошо согласуется с литературными данными. Такая большая размерность пространства признаков может стать препятствием для проведения биометрической идентификации в реальном времени.

На следующем этапе были сгенерированы новые выборки признаков на основании существующих методом бутстреп. Оказалось, что новые признаки обладают гораздо меньшей дисперсией по сравнению с предыдущими и гораздо лучше разделяются. Наиболее информативными оказались два признака — T_{value} (два случая отсутствия достоверности различий) и S_{value} (5 подобных случаев). Остальные шесть признаков оказались менее надежными. Совместное использование признаков T_{value} и S_{value} , полученных методом бутстреп, показало 100% точность распознавания. При совместном использовании всех восьми признаков количество случаев достоверных различий варьировало в пределах от 6 до 8.

С нашей точки зрения в системах биометрической идентификации реального времени можно использовать значения амплитуды S и T-точек кардиоцикла.

Заключение

В ходе проведенных исследований были выделены 8 признаков, соответствующих значениям амплитуды и времени PQST-областей электрокардиосигналов. На основании полученных признаков были сгенерированы новые признаки методом бутстрепа. Наиболее информативными оказались значения амплитуды в S- и T- областях электрокардиосигнала. Совместное использование этих признаков позволяет осуществлять биометрическую идентификацию личности с точностью 100%.

Конфликт интересов: все авторы заявляют об отсутствии потенциального конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

Литература

1. Fratini A, Sansone M, Bifulco P, Cesarelli M. Individual identification via electrocardiogram analysis. *BioMed Eng OnLine*. 2015;14:78. doi:10.1186/s12938-015-0072-y.
2. Carreiras C, Lourenço A, Fred A, Ferreira R. ECG signals for biometric applications: are we there yet? In: *ICINCO*. 2014 — Proceedings of the 11th international conference on informatics in control, automation and robotics. 2014. p. 765-72.
3. Shen T-W, Tompkins WJ, Hu YH. Implementation of a one-lead ECG human identification system on a normal population. *J Eng Comput Innov*. 2011;2(1):12-21.
4. Israel SA, Irvine JM, Cheng A, et al. ECG to identify individuals. *Pattern Recognit*. 2005;38(1):133-42.
5. Tantawi M, Salem A, Tolba MF. Fiducial based approach to ECG biometrics using limited fiducial points. *Commun Comput Inf Sci*. 2014. p. 199-210.
6. Fratini A, Sansone M, Bifulco P, Romano M, Pepino A, Cesarelli M, et al. Individual identification using electrocardiogram morphology. In: *IEEE international symposium on medical measurements and applications proceedings (MeMeA)*, 2013. 2013. p. 107-10.
7. Lourenco A, Silva H, Fred A. ECG-based biometrics: a real time classification approach. In: *IEEE international workshop on machine learning for signal processing (MLSP)*, 2012. 2012. p. 1-6.
8. Plataniotis KN, Hatzinakos D, Lee JKM. ECG biometric recognition without fiducial detection. In: *Biometrics symposium: special session on research at the biometric consortium conference*, 2006. IEEE. 2006. p. 1-6.
9. Fang S-C, Chan H-L. QRS detection-free electrocardiogram biometrics in the reconstructed phase space. *Pattern Recognit Lett*. 2013;34(5):595-602.
10. Mai V, Khalil I, Meli C. ECG biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*. 2011;2011:2745-8.
11. Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation*. 2000 (June 13);101(23):e215-e220. <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>.
12. André Cigarro Matos, André Lourenço, José Nascimento. Embedded system for individual recognition based on ECG Biometrics. *Procedia Technology* 2014;17:265-72.
13. Wang Y, Plataniotis KN, Hatzinakos D. Integrating analytic and appearance attributes for human identification from ECG signals. The Edward S. Rogers Sr. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Toronto, M5S 3G4, Canada. 2006 Biometrics Symposium.